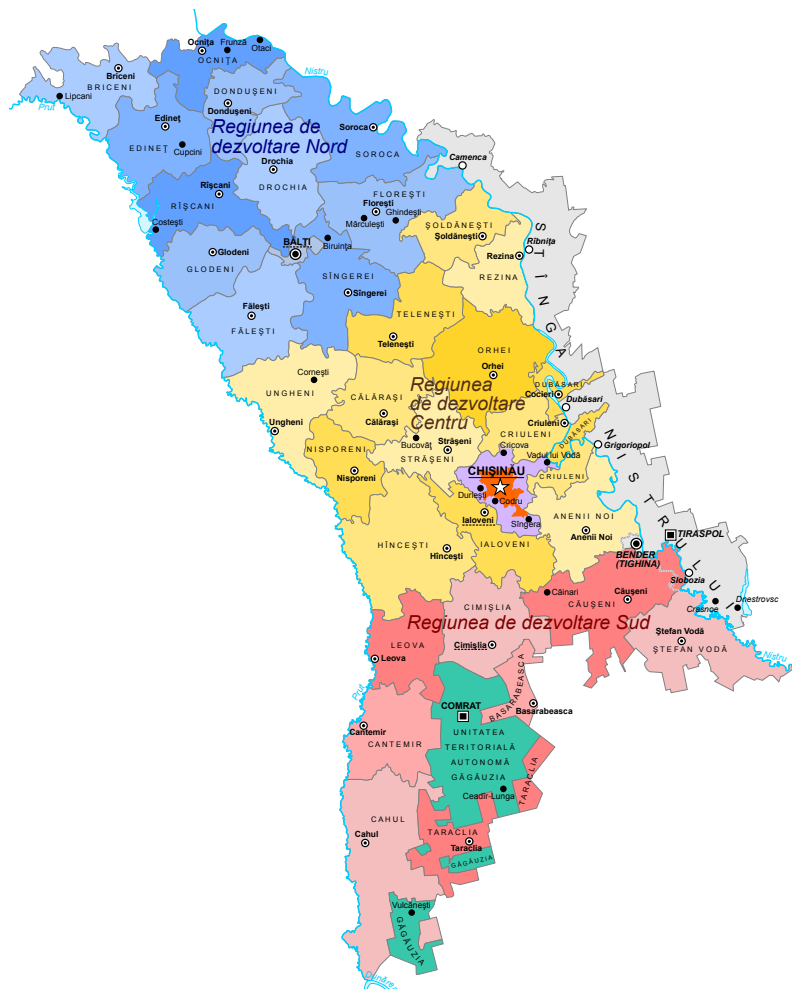
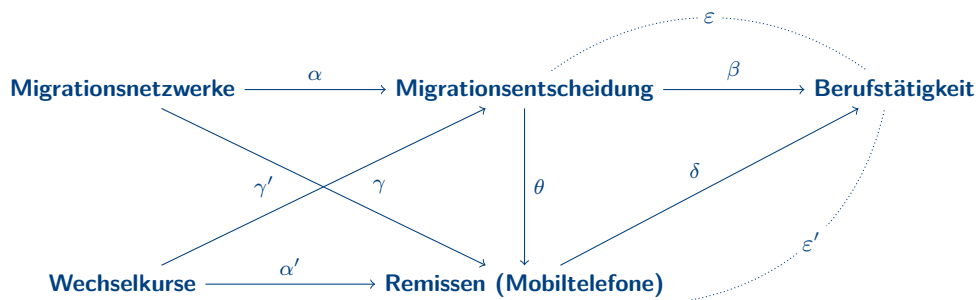


Diplomarbeit

Fabrice Ortner

2012



Identifikation von kausalen Ketten mittels gestufter Instrumentalvariablen

Am Beispiel von internationaler Migration und Rücküberweisungen

Diplomarbeit
von

Fabrice Ortner

Universität Mannheim
Fakultät für Rechtswissenschaft und Volkswirtschaftslehre
Abteilung Volkswirtschaftslehre
Lehrstuhl für Volkswirtschaftslehre, Ökonometrie

| | |
|------------|--------------------------|
| Gutachter: | Prof. Dr. Markus Frölich |
| Betreuung: | Prof. Dr. Markus Frölich |

vorgelegt am: 29.08.2012
Fabrice Ortner
Studiengang: VWL-Diplom
E-Mail: fabrice.ortner@gmail.com

Danksagung

Folgenden Personen möchte ich für ihre bedingungslose Unterstützung und Geduld danken, die es mir erst ermöglicht haben die vorliegende Arbeit in dieser Form zu erstellen.

- Bei Prof. Dr. Markus Frölich bedanke ich mich herzlich für die Möglichkeit an seinem Lehrstuhl meine Arbeit anzufertigen, für die Unterstützung bei der Themenwahl, die immer offenen und hilfreichen Gespräche, die freundliche Umgangsweise und Ansprechbarkeit.
- Ein sehr großes Dankeschön geht an meinen Lieblingsmenschen Lucia Weiger, der mich immer unterstützt und an mich geglaubt hat. Dies ist insbesondere an unvermeidlichen Tiefpunkten während der Arbeit von unersetzlicher Hilfe gewesen.
- An meine Eltern und meinen Bruder geht ein ganz großer Dank. Durch ihre Hilfe hatte ich die Möglichkeit mich für den Zeitraum der Arbeit uneingeschränkt nur auf dieses Projekt konzentrieren zu können und ohne diesen Freiraum wäre es wahrscheinlich nicht möglich gewesen, die Komplexität der Arbeit richtig zu erfassen und zu bearbeiten.
- Die Hilfe von Robert Poppe ist für die Erstellung des empirischen Teils der Arbeit unersetzlich gewesen. Jeder der schon einmal mit komplexen Umfragedaten gearbeitet hat, ist sich darüber im Klaren, welchen Aufwand es bedeutet, die Daten zu bereinigen und in eine Form zu bringen, damit sie für induktive Analysen verwendet werden können. Ohne die sehr hilfreichen Hinweise wäre die Auswertung der Arbeit in dieser Form nicht möglich gewesen.
- Ich danke Dr. Toman Omar Mahmoud für die Bereitstellung des Datensatzes als Grundlage für meine empirische Arbeit.
- Die vorliegende Arbeit wurde mit \LaTeX erstellt und auch wenn es meiner Erfahrung nach mehr als nur richtig ist, dass die Lernkurve sehr steil und es immer wieder zu sehr frei interpretierbaren Fehlermeldungen gekommen ist, wäre der wunderbare Satzspiegel natürlich nicht ohne Leslie Lamport möglich gewesen.
- Ein großer Dank bezüglich \LaTeX geht ebenfalls an Matthias Pospiech (Pospiech 2012), dessen Vorlage insbesondere für deutschsprachige Texte uneingeschränkt zu empfehlen und in ihrer Abdeckung einmalig ist.

Zusammenfassung

Die vorliegende Diplomarbeit *Identifikation von kausalen Ketten mittels gestufter Instrumentalvariablen – Am Beispiel von internationaler Migration und Rücküberweisungen* unterteilt sich in einen theoretischen und einen empirischen Teil. Im theoretischen Teil werden die Grundlagen für die empirische Arbeit gelegt. Darunter fallen eine Besprechung der Themen Kausalität, Stichprobentheorie, Strukturgleichungsmodelle, Identifikationsprobleme, *Propensity Score* Methoden, Mediationsanalyse und eine Vertiefung in die parametrische Methode der Instrumentalvariablen. Im empirischen Teil werden diese Methoden verwendet, um die Auswirkung von internationaler Migration und Rücküberweisungen in der Republik Moldau zu untersuchen. Hierbei kommt ein Datensatz von einer repräsentativen Haushaltsbefragung in Moldawien zum Einsatz. Das Hauptinteresse der empirischen Untersuchung ist die Wirkung und Identifikation der kausalen Kette Migration und Rücküberweisungen auf die zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder. Die Schwierigkeit hierbei ist die Trennung der gegenläufig wirkenden endogenen Variablen *Migrationsentscheidung* und *Rücküberweisungen* und die Identifikation des LATE-Schätzers. Der hier betrachtete Untersuchungsgegenstand ist die Wirkung von Migration und Rücküberweisungen auf das Beschäftigungsverhalten von Frauen zwischen 20 und 60 Jahren, die einem Haushalt in Moldawien zugehörig sind. Damit mögliche Heterogenitäten der Haushalte und Arbeitsmärkte berücksichtigt werden können, wird in der Analyse zwischen ruralen und urbanen Haushalten unterschieden. Des Weiteren wird ebenso die Heterogenität der Migrationshaushalte selbst modelliert, indem drei verschiedene Migrationstypen unterschieden werden. Die Schätzung mit einem zweistufigen Instrumentalvariablen-Schätzer zeigt, dass die Migrationsentscheidung einen signifikant negativen Effekt auf die Wahrscheinlichkeit eine Beschäftigung aufzunehmen für Frauen zwischen 20 und 60 Jahren hat, wenn sich ihr Status von *Nicht-Migrationshaushalt* auf *Migrationshaushalt* ändert.

- We laugh at obvious mistakes but often forget how easy it is to make subtle errors any time an attempt is made to use statistics to prove causality (Dallal 2012).
- Where we don't know, we don't know (Cartwright 2007, S. 72).

Inhaltsverzeichnis

| | | |
|-------|---|----|
| 1 | Einleitung | 5 |
| 1.1 | Probleme, Widersprüche und Lücken im Forschungsgebiet | 5 |
| 1.2 | Ökonomische Theorie, empirische Experimente und Tests | 5 |
| 1.3 | Gründe für ein persönliches Interesse an dieser Fragestellung | 6 |
| 1.3.1 | Gliederung der Arbeit | 7 |
| 2 | Theoretische Grundlagen | 9 |
| 2.1 | Kausalität | 9 |
| 2.1.1 | Begriffsdefinition Kausalität | 9 |
| 2.1.2 | Kausalität in der Wissenschaft | 10 |
| 2.1.3 | Kontrafaktische Konditionale | 10 |
| 2.1.4 | Randomisierte Zufallsexperimente | 11 |
| 2.2 | Untersuchungsdesigns | 12 |
| 2.2.1 | Zuordnungsprozess ist bekannt | 12 |
| 2.2.2 | Zuordnungsprozess mit unvollständiger Information | 12 |
| 2.2.3 | Intent-to-Treat Analyse | 13 |
| 2.2.4 | Randomized Encouragement Designs | 14 |
| 2.3 | Verzerrungen | 14 |
| 2.4 | Mediationsanalyse | 15 |
| 2.4.1 | Direkte und indirekte Effekte | 15 |
| 2.4.2 | Grenzen und Beispiele | 15 |
| 2.5 | Strukturgleichungsmodelle | 16 |
| 2.5.1 | Pfadanalyse und Kausalität | 17 |
| 2.5.2 | Kovariablenselektion | 18 |
| 2.5.3 | Gerichtete Gleichungssysteme | 19 |
| 2.6 | <i>Potential Outcome</i> Modell | 19 |
| 2.6.1 | Unbekannte Störvariablen | 20 |
| 2.6.2 | Behandlungseffekte | 20 |
| 2.6.3 | Durchschnittliche Behandlungseffekte | 20 |
| 2.7 | Beobachtungsdaten in endlichen Stichproben | 21 |
| 2.7.1 | Wahrscheinlichkeitsgewichtung – Probability Sampling | 21 |
| 2.8 | Stichprobendesign und Stichprobengewichte | 22 |
| 2.8.1 | Methoden mit Wahrscheinlichkeitsgewichtung | 22 |
| 2.8.2 | Gewichtete Kleinste-Quadrate-Methode | 24 |

| | | |
|----------|---|----|
| 2.9 | Informative Stichproben | 24 |
| 2.9.1 | Tests für informative Stichproben | 25 |
| 2.9.2 | Case-Control Sampling | 25 |
| 2.10 | Annahme der bedingten Unabhängigkeit | 26 |
| 2.10.1 | Strong Ignorability | 26 |
| 2.10.2 | Inverse Wahrscheinlichkeitsgewichtung | 27 |
| 2.10.2.1 | Herleitung der reziproken Wahrscheinlichkeitsgewichtung | 28 |
| 2.11 | Propensity Score Methode | 29 |
| 2.12 | Pseudo-Maximum-Likelihood Schätzung | 30 |
| 2.12.1 | Likelihood-Funktion | 30 |
| 2.12.2 | Sample Likelihood | 31 |
| 2.12.3 | Full Likelihood | 32 |
| 2.12.4 | Erwartungswert Stichprobengewichte | 33 |
| 2.12.5 | Theoretische und praktische Identifizierbarkeit | 33 |
| 2.13 | Stichprobenverteilung und Inferenz | 34 |
| 2.14 | Populationsbegriff | 34 |
| 2.15 | Double Robustness | 34 |
| 2.15.1 | Stratifizierung | 35 |
| 2.16 | Standardfehler | 35 |
| 2.17 | Signifikanz | 36 |
| 2.18 | Nichtparametrische Identifikation | 36 |
| 2.19 | Der Bootstrap | 37 |
| 2.19.1 | Anwendung der Bootstrap-Methode | 38 |
| 2.20 | Instrumentalvariablen | 38 |
| 2.20.1 | Entstehungsgeschichte der Instrumentalvariablen | 39 |
| 2.20.2 | Annahmem im Grundmodell | 40 |
| 2.20.3 | Interpretation und Darstellungen von Instrumentalvariablen-Schätzer | 41 |
| 2.20.4 | Heterogenität | 43 |
| 2.20.5 | Instrumentalvariablen und Graphische Pfadanalyse | 43 |
| 2.20.6 | Definition Instrumentalvariablen-Ansatz nach Hujer | 45 |
| 2.20.7 | Mehrere endogene Variablen und Instrumente | 45 |
| 2.21 | Identifikation | 46 |
| 2.21.1 | Proxy-Variablen als Instrumente | 47 |
| 2.21.2 | Strukturelle Methoden und Programmevaluation | 48 |
| 2.22 | Parametrische Instrumentalvariablen-Schätzung | 49 |
| 2.22.1 | Kleinste-Quadrate-Methode | 49 |
| 2.22.2 | Single-Equation Linear Model | 49 |
| 2.22.3 | Schätzung mit Instrumentalvariablen | 50 |
| 2.22.4 | Messfehler | 50 |
| 2.22.5 | Two Stage Least Squares | 50 |
| 2.22.6 | Schwache Instrumente | 51 |
| 2.22.7 | Seemingly Unrelated Regression Model (SUR) | 53 |

| | | |
|----------|---|----|
| 2.22.8 | 3 Stage Least Squares (3SLS) | 55 |
| 2.22.9 | Künstlich generierte Instrumente | 55 |
| 2.22.10 | Tests für überidentifizierte Instrumentalvariablen-Schätzer | 56 |
| 2.22.11 | Full und Limited-Information Maximum Likelihood: FIML & LIML | 57 |
| 2.22.12 | Continuously Updated GMM | 59 |
| 2.22.13 | Medianregression | 59 |
| 2.22.14 | Quantilregression | 60 |
| 2.23 | Nichtparametrische Instrumentalvariablen-Schätzung | 60 |
| 2.23.1 | Nichtparametrische Quantilregression und Instrumentalvariablen | 61 |
| 2.23.1.1 | Nichtparametrische Identifikation | 62 |
| 2.23.2 | Fehlspezifikation im parametrischen und nichtparametrischen Modell | 62 |
| 2.23.3 | Semiparametrische Instrumentalvariablenschätzung | 63 |
| 2.24 | Modellspezifikationen | 64 |
| 2.24.1 | Binäre abhängige Variable und binäre endogene Behandlung | 64 |
| 2.24.2 | Probit-Modell und Instrumentalvariablen | 65 |
| 2.25 | Regressionsmodelle mit Kontrollfunktionen | 66 |
| 2.25.1 | Funktionsweise und Verwendung von Kontrollfunktionen | 66 |
| 2.25.2 | Kontrollfunktionen und Instrumentalvariablen im Vergleich | 67 |
| 3 | Migration und Rücküberweisungen in der Republik Moldau | 68 |
| 3.1 | Migration als Untersuchungsgegenstand | 68 |
| 3.1.1 | Endogenität der Migrationsentscheidung | 68 |
| 3.1.2 | Auswirkungen von Migration und Rücküberweisungen auf Haushaltsebene | 68 |
| 3.1.3 | Migrationsnetzwerke als Instrument | 69 |
| 3.2 | Rücküberweisungen | 70 |
| 3.2.1 | Definition Rücküberweisungen | 70 |
| 3.2.2 | Empirische Untersuchungen | 70 |
| 3.2.3 | Instrumente für Rücküberweisungen | 73 |
| 3.3 | Die Republik Moldawien | 75 |
| 3.3.1 | Historische Entwicklung der Republik Moldau seit 1991 | 75 |
| 3.3.2 | Geographie der Republik Moldau | 80 |
| 3.3.3 | Migration in der Republik Moldau | 82 |
| 3.3.3.1 | Historische Migration | 84 |
| 3.3.3.2 | Ursachen der Arbeitsmigration nach dem Fall der Mauer | 87 |
| 3.3.3.3 | Auswirkungen der Migration | 88 |
| 3.3.3.4 | Verweildauer der Migranten im Ausland | 91 |
| 3.3.4 | Datensatz CBS-AXA | 91 |
| 3.4 | Fragestellung für empirische Anwendung und Auswertung | 92 |
| 3.4.1 | Differenzierung des Datensatzes und Untergruppen | 94 |
| 3.4.1.1 | Rural versus Urban | 94 |
| 3.4.2 | Migrationstypen | 94 |

| | | |
|----------|--|------|
| 3.4.3 | Erklärende Variablen oder Kontrollvariablen | 95 |
| 3.4.4 | Untersuchungsgegenstand Beschäftigung – abhängige Variable . . . | 97 |
| 4 | Diskussion | 136 |
| 4.1 | Zusammenfassung und Ergebnisse | 136 |
| 4.2 | Ausblick | 137 |
| 4.3 | Schlussfolgerung und kritische Überlegungen | 138 |
| 4.3.1 | Empirische Forschung und Reproduzierbarkeit | 139 |
| 4.4 | Persönlicher Kommentar | 139 |
| | Literaturverzeichnis | 141 |
| A | Anhang | i |
| A.1 | Eigenschaften von Schätzern | i |
| A.1.1 | Erwartungstreue | i |
| A.1.2 | Bias oder Verzerrung | i |
| A.1.3 | Konsistenz | i |
| A.1.4 | Asymptotische Effizienz | ii |
| A.1.5 | Interpretation | ii |
| A.2 | Herleitung und Beweis der Konsistenz von Extremwertschätzern | ii |
| A.2.1 | Identifizierbarkeit | iii |
| A.2.2 | Uniforme Konvergenz | iii |
| A.3 | Erläuterungen zur Wahrscheinlichkeitstheorie | iv |
| A.3.1 | Begriffsdefinition Wahrscheinlichkeit | iv |
| A.3.2 | Erwartungswert | iv |
| A.3.3 | Bedingter Erwartungswert | iv |
| A.3.3.1 | Bedingte Wahrscheinlichkeit | iv |
| A.3.3.2 | Elementare bedingter Erwartungswert | iv |
| A.3.3.3 | Allgemeiner bedingter Erwartungswert | v |
| A.3.4 | Maßtheoretische Grundlagen | v |
| A.3.5 | Lebesgue-Integral | v |
| A.3.5.1 | Zufallsvariablen | v |
| A.3.6 | Statistisches Modell | v |
| A.3.6.1 | Parametrisches Modell | vi |
| A.3.6.2 | Identifizierbarkeit im statistischen Modell | vi |
| A.3.7 | Definition Teststatistik | vii |
| A.3.8 | Frequentistischer Wahrscheinlichkeitsbegriff | vii |
| A.3.9 | Integration | vii |
| A.3.9.1 | Integration über Erwartungswerte | viii |
| A.3.10 | Dichtefunktion | viii |
| A.3.11 | Zufallsvariable | viii |
| A.3.11.1 | Induzierte Wahrscheinlichkeitsverteilung | viii |

| | |
|---|--------|
| A.4 Ergänzende Abbildungen und Tabellen | ix |
| Tabellenverzeichnis | xxii |
| Abbildungsverzeichnis | xxvi |
| Autoren- und Stichwortverzeichnis | xxviii |
| Abkürzungs- und Symbolverzeichnis | xxxiii |

1 Einleitung

Im Folgenden werden einige Themenkomplexe kurz angerissen, die als Grundlage für die folgenden Teile der Arbeit dienen. Es wird ein kurzer Blick auf die Motivation für diese Arbeit gegeben und die inhaltliche Struktur der Arbeit vorgestellt.

1.1 Probleme, Widersprüche und Lücken im Forschungsgebiet

Sims (2010) verdeutlicht den Konflikt zwischen ausführlichen Überlegungen zu ökonomischen Problemen und dem Trend neue statistischen Methoden als Allzweckmittel für Fragestellungen zu verwenden. Hierbei wird deutlich, dass die Ökonomie prinzipiell keine experimentelle Wissenschaft ist und die Beantwortung von Fragen durch inferenzstatistische Methoden ganz andere Herausforderungen mit sich bringt. Oftmals ist es nicht möglich durch die Verwendung von Daten eindeutige Antworten zu geben, sondern nur die Anzahl der Möglichkeiten einzuschränken. Ebenso verdeutlicht Imbens (2010) die positiven Effekte von kritischen Blicken auf verwendete Methoden, die in Mode gekommen sind, indem er die Diskussionen von Deaton (2009) und Heckman u. Urzúa (2009, 2010) weiterführt. Insbesondere wird hier Bezug genommen auf die übermäßige Verwendung von Instrumentalvariablen mit nicht-experimentellen Daten und Probleme bezüglich der internen Validität dieser Daten. Hierbei wird sich auf die starke Kritik des lokalen durchschnittlichen Behandlungseffektes (LATE) berufen, der durch Instrumentalvariablen identifiziert wird und Kritikpunkte und Vergleiche bezüglich des LATE-Schätzers herausarbeitet. Bei dieser Diskussion kann festgehalten werden, dass auch wenn die besprochenen Methoden durchaus nicht vollständig sind und mit Bedacht verwendet werden müssen, sie dennoch dazu beigetragen haben die Qualität der empirischen Arbeit zu verbessern und weiterführende Erkenntnisse zu erlangen.¹

1.2 Ökonomische Theorie, empirische Experimente und Tests

Ökonomische Theorien dienen dazu Sachverhalte, Problemstellungen und in der Realität beobachtete Phänomene zu erklären, beschreiben und zu erfassen. Im Allgemeinen gilt, dass eine Theorie notwendigerweise ein zum Teil stark reduziertes Abbild der Realität schafft beziehungsweise schaffen kann. Oftmals gilt die Bedingung, dass der untersuchte

1 Siehe auch Hujer (2011) für eine deutschsprachige Erläuterung über die Bedeutung der mikroökonomischen Evaluationsuntersuchungen und die Einbeziehung makroökonomischer Faktoren.

Zusammenhang isoliert betrachtet und unter Konstanthaltung (*Ceteris Paribus*) aller anderen möglichen Einflussvariablen beschrieben wird.¹ Ebenso stellt sich in diesem Zusammenhang die Frage nach unterschiedlichen, möglicherweise unabhängigen Ursachen beziehungsweise Kausalitäten als rivalisierende Erklärungsansätze für das gleiche beobachtete Geschehen. Dies führt zu der Hypothese der multiplen Kausalität. Allerdings hängt die Entdeckung verschiedener Erklärungsansätze auch immer davon ab, wie groß der Anreiz und die Neigungen in der Wissenschaft sind diese auch zu finden und theoretisch begründen zu können. Ein Beispiel sind die möglichen Untersuchungsansätze und kausalen Mechanismen bezüglich der Präferenzumkehr in experimentellen Untersuchungen. Hier besteht die Möglichkeit, dass die Präferenzumkehr mehrere Ursachen besitzt, die in diesem Zusammenhang nicht rivalisierend, sondern möglicherweise zusammen wirken. Auf der anderen Seite ist es wiederum unrealistisch, dass in einer Untersuchung alle möglichen Ursachen festgestellt werden können und Forscher dazu gezwungen sind, in der untersuchten Fragestellung diese auf eine untersuchbare Menge einzuschränken beziehungsweise möglichst klar und eindeutig zu formulieren. Hier besteht die Notwendigkeit zu erkennen, dass empirische Forschungsergebnisse nicht als robust gegen alle existierenden Alternativen angesehen werden können, sondern als eine Regelmäßigkeit, die offenbar nachzuweisen ist und unabhängig von der Wahrheit oder der Falsifizierbarkeit durch andere Ursachen existiert. Die Möglichkeit, durch empirische Studien bekannte Theorien nachzuweisen oder zu widerlegen, ist nicht notwendigerweise als absolutes Ergebnis anzusehen, sondern vielmehr als ein zusätzlicher Erkenntnisgewinn, der im Falle einer starken Abweichung dazu dienen kann, zu untersuchen warum diese existiert (Bardsley et al. 2009, S. 169ff).

1.3 Gründe für ein persönliches Interesse an dieser Fragestellung

Das durchaus sehr umfangreiche Themengebiet Statistik und seine empirischen Anwendungsfelder übt eine große Faszination auf mich aus. Die zum Teil sehr hohe Komplexität der Methoden erfordert es, sich immer wieder von neuem in Sachverhalte einzuarbeiten und hat für mich eine Herausforderung dargestellt, von der ich vor der Bearbeitung des Themas nicht sicher war, sie bewältigen zu können. Die folgenden Leitfragen lassen sich

1 *Ceteris Paribus* (c.p.) (lat.: alles andere bleibt gleich) ist ein philosophisches Konzept, dass ein kausales Gesetz bezeichnet. Das heißt, dass wenn ein Ereignis *A* das Ereignis *B* verursacht, dann gilt dieser Zusammenhang (c.p.) unter Konstanthaltung aller anderen Faktoren (Schiffer 1991). Dadurch können Wirkungskanäle eindeutig identifiziert werden. In der Ökonometrie gilt dieser Zusammenhang beispielsweise bei der Anwendung der linearen Einfachregression bezüglich der Interpretation der geschätzten Parameter. Jeder einzelne geschätzte Parameter muss mit seiner Wirkung auf die abhängige Variable, unter Konstanthaltung aller anderen Parameter, interpretiert werden. Eine andere Interpretation ist in diesem Falle nicht zulässig. Siehe Mott (1992) für eine Diskussion von Wahrheitsbedingungen (*Ceteris Paribus* Gesetze) basierend auf der Theorie von Fodor (1991). Earman et al. (2002) gibt einen Überblick der *Ceteris Paribus*-Klausel in der Wissenschaftstheorie und Collins et al. (2004, S. 156ff) im Rahmen der Ökonometrie und kontrafaktischen Theorie. In der Ökonomie ist dieser Begriff von Marshall ([1890]1920, B.V, Kap.V, §2) geprägt worden.

hier formulieren:

- Wie gut können Abschätzungen in empirischen Arbeiten im Einzelfall die gesuchte Fragestellung beantworten?
- In welcher Form werden Unterschiede zwischen parametrischen und nichtparametrischen Schätzern deutlich?
- Erlauben die Ergebnisse eine aussagekräftige Interpretation und wie robust sind diese?
- Wie wirkt sich die Berücksichtigung von Selektionsmechanismen und die Trennung von Subpopulationen auf die konkreten Schätzergebnisse aus und können mit diesen tiefere Erkenntnisse erlangt werden beziehungsweise allgemeine Aussagen gemacht werden?
- Ist es möglich die zu untersuchenden kausalen Wirkungsketten anhand von Daten zu messen und die interessierenden einzelnen, voneinander abhängigen Effekte zu trennen, so dass diese separat interpretiert werden können?

1.3.1 Gliederung der Arbeit

Die vorliegende Diplomarbeit *Identifikation von kausalen Ketten mittels gestufter Instrumentalvariablen – Am Beispiel von internationaler Migration und Rücküberweisungen* unterteilt sich in einen theoretischen und einen empirischen Teil. Im theoretischen Teil (Kapitel 2) werden die Grundlagen für die empirische Arbeit gelegt. Darunter fallen eine Besprechung der Themen Kausalität, Stichprobentheorie, Strukturgleichungsmodelle, Identifikationsprobleme, *Propensity Score* Methoden, Mediationsanalyse und eine Vertiefung in die parametrische Methode der Instrumentalvariablen mit einer kurzen Ergänzung nichtparametrischer Ansätze. Im empirischen Teil (Kapitel 3) werden diese Methoden verwendet, um die Auswirkung von internationaler Migration und Rücküberweisungen in der Republik Moldau zu untersuchen. Hierbei kommt ein Datensatz von einer repräsentativen Haushaltsbefragung in Moldawien zum Einsatz (CBSAXA). Das Hauptinteresse der empirischen Untersuchung ist die Wirkung und Identifikation der kausalen Kette Migration und Rücküberweisungen auf die zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder. Die Schwierigkeit hierbei ist die Trennung der gegenläufig wirkenden endogenen Variablen *Migrationsentscheidung* und *Rücküberweisungen* und die Identifikation des LATE-Schätzers. Der hier betrachtete Untersuchungsgegenstand ist die Wirkung von Migration und Rücküberweisungen auf das Beschäftigungsverhalten von Frauen zwischen 20 und 60 Jahren, die einem Haushalt in Moldawien zugehörig sind. Damit mögliche Heterogenitäten der Haushalte und Arbeitsmärkte berücksichtigt werden können, wird in der Analyse zwischen ruralen und urbanen Haushalten unterschieden. Des Weiteren wird ebenso die Heterogenität der Migrationshaushalte selbst modelliert, indem drei verschiedene Migrationstypen unterschieden werden. Die Schätzung mit einem zweistufigen Instrumentalvariablen-Schätzer zeigt,

dass die Migrationsentscheidung einen signifikant negativen Effekt auf die Wahrscheinlichkeit eine Beschäftigung aufzunehmen für Frauen zwischen 20 und 60 Jahren hat, wenn sich ihr Status von *Nicht-Migrationshaushalt* auf *Migrationshaushalt* ändert. Im Anhang (Kapitel [A](#)) finden sich weitere vertiefende Materialien, wie beispielsweise Abbildungen und Tabellenwerke.

2 Theoretische Grundlagen

Im Folgenden werden die theoretischen Grundlagen zu den Themen Statistik, Ökonometrie, Evaluationsanalyse und Mikroökonometrie näher erläutert. Die hier vorgestellten Methoden sind notwendig um zum einen die theoretischen Probleme besser verstehen zu können und zum anderen um eine Basis für den empirischen Teil der Arbeit zu legen.

2.1 Kausalität

Kausalität ist ein Begriff der sich auf den Zusammenhang zwischen Ursache und Wirkung bezieht. Historisch betrachtet wird Kausalität schon sehr lange problematisiert und ist insbesondere in der Philosophie einen wichtigen Ausgangspunkt dar. Die Kausalität hat insbesondere dann einen hohen Stellenwert, wenn empirische Fragestellungen bearbeitet werden. Mittlerweile finden sich in allen empirischen Wissenschaften Thematisierungen der Kausalität, wobei ein einheitlich definierter Begriff nicht deutlich wird. Das Problem hierbei ist, dass es mittlerweile eine unüberschaubare Menge an Definitionen für Kausalität gibt (Opp 2010, S. 9ff). Des Weiteren zeichnet sich ab, dass die Aussage von Bunge (2008, S. 31) „Almost every philosopher and scientist uses his own definition of cause, even if he has not succeeded in formulating it clearly“ auch heute noch einen hohen Wahrheitsgehalt hat und es erschwert eine allgemeingültige Definition zu finden. Diese Unterschiede sind nicht immer direkt ersichtlich, sondern spiegeln sich meistens in den zugrundeliegenden Annahmen wieder, die aus Gründen der Wissenschaftlichkeit meistens eine mathematisch, formale Struktur besitzen.

2.1.1 Begriffsdefinition Kausalität

Die direkte Definition einer Ursache-Wirkung-Beziehung und eines kausalen Effektes, bedingt durch eine ceteris paribus Bedingung, erfasst komplexe Probleme nur unzureichend. Mit ceteris paribus Bedingung ist gemeint, dass der kausale Effekt durch Variation einer Variablen durch externe Manipulation entsteht während alle anderen Variablen konstant gehalten werden (Smith 2011, S. 451f). Diese Definition ist jedoch für komplexere Probleme zu eng gefasst und unflexibel, um diese adäquat abzubilden. Cox u. Wermuth (2001) versuchen den Kausalitätsbegriff in drei Niveaustufen (0, 1, 2) zu zerlegen, um die zugrundeliegenden Fragestellungen besser untersuchen zu können und um Kausalitäten in

Intervalle zu fassen, damit die Grenzen glaubwürdiger sind.¹

2.1.2 Kausalität in der Wissenschaft

Der Nachweis von Kausalität ist insbesondere in den Sozialwissenschaften problematisch.² Im klassischen Fall wird zwischen einer abhängigen und einer unabhängigen Variablen unterschieden. Die Manipulation von X soll zu einer Änderung in Y führen. Das heißt, dass X kausal (ursächlich) für Y ist. Dafür müssen einige Voraussetzungen gegeben sein. Die unabhängige Variable muss zeitlich vor der Änderung der abhängigen Variable stattgefunden haben und es muss ein Zusammenhang zwischen X und Y gezeigt werden können. Dies geschieht meistens in Form von Korrelationen.³ Das wichtigste Element hierbei ist jedoch, dass gezeigt werden muss, dass Änderungen in Y ausschließlich von X verursacht werden. Der Nachweis, dass ausschließlich X kausal auf Y wirkt, ist statistisch nicht möglich und Korrelationen ohne Kausalitäten führen zu Scheinkorrelationen (Hume [1740]2011). Der Kausalitätsbegriff in der Ökonometrie und Statistik kann auch mit dem Blick durch ein Fernrohr verglichen werden. Denn der Fokus ist sehr speziell und nicht verallgemeinerbar. Dies trifft auch auf Experimente zu: Das Sichtfeld ist eingeschränkt und nur Scharf, wenn Ziel und Linse klar sind. Opp (2010) beschreibt die Betrachtungsweisen von Kausalität und setzt diese ebenso in den historischen Kontext. Allerdings bleibt in letzter Instanz eine Unsicherheit die als folgendermaßen beschrieben wird: „Insgesamt vermuten wir, dass unsere Explikation des Kausalitätsbegriffs den Sprachgebrauch in den Sozialwissenschaften wiedergibt und auch sinnvoll ist.“ (ebd., S. 17). Ein oft verwendetes Verfahren um Kausalaussagen nachzuweisen, ist das Verfahren des deduktiven Testens (ebd., S. 28). In den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften wird der Versuch, aus Daten kausale Zusammenhänge zu finden beziehungsweise nachzuweisen und auf eine Population zu übertragen, in Anlehnung an die statistische Inferenz, als kausale Inferenz bezeichnet.

2.1.3 Kontrafaktische Konditionale

Der Begriff *Counterfactuals* oder kontrafaktische Implikationen bezeichnet einen Zustand entgegen der bestehenden Tatsachen oder Realität.^{4,5} Die typische Überlegung hierzu

1 Smith (2011, S. 452ff, 491) formuliert die Niveaustufen von Cox u. Wermuth (2001) als *Stable association* (Niveau-null Kausalität), *Potential outcomes* (Niveau-eins Kausalität) und *Dependency networks* (Niveau-zwei Kausalität).

2 Die Charakterisierung „problematisch“ bezieht sich auf einen Vergleich zu den Naturwissenschaften, die im Allgemeinen mehr Möglichkeiten haben Experimente durchzuführen als in den Sozialwissenschaften und dadurch Kausalitäten leichter bestimmen können.

3 Die Korrelation ist ein Begriff aus der Statistik und beschreibt einen normierten linearen Zusammenhang zwischen zwei Variablen.

4 Im Duden wird *kontrafaktisch* als „der Realität, Wirklichkeit nicht entsprechend, nicht wirklich gegeben“ bezeichnet (Dudenverlag 2012). Siehe ebenfalls (Menzies 2009) für einen Überblick über die Verwendung von kontrafaktischen Theorien zur Untersuchung von Kausalitäten.

5 Reiss (2009) analysiert und diskutiert kontrafaktische Gedankenspiele im historischen Kontext.

entspricht einem „Wenn . . . , dann“ Szenario. Kontrafaktische Bedingungen spielen eine bedeutenden Rolle in der Analyse von kausalen Zusammenhängen. Es ist zu beachten, dass kontrafaktische Konditionale immer in einem Zusammenhang zu Ursache und Wirkung stehen müssen, damit eine hypothetische Überlegung stattfinden kann. Die Wirkungsrichtung muss hierbei immer eindeutig und nicht reflexiv sein. Lewis (1973) verwendet dafür das Modell der „möglichen Welten“, um theoretische Aussagen über den Zustand der Welt machen zu können und damit seine kontrafaktische Theorie zu begründen. Dieser Ansatz entstammt der Philosophie und Logik. Es handelt sich hierbei um eine logische Ähnlichkeitsrelation unter der Bedingung, dass kontrafaktische Variablen nicht transitiv sind.¹ Es wird angenommen, dass die Ähnlichkeitsrelation bei Kontrafakten einer schwachen Ordnung unterliegt.² Des Weiteren führen die Eigenschaften von Kontrafakten dazu, dass kausale Beziehungen kontextabhängig sind und einer zeitlichen Ordnung unterliegen. Ursachen liegen zeitlich immer vor ihrer Wirkung (Collins et al. 2004, S. 1-5). Jedoch gilt nicht das Umgekehrte. Ereignisse die zeitlich verschieden auftreten, müssen keine Ursache-Wirkung-Beziehung sein (ebd., S. 17f). In diesem Zusammenhang werden oftmals die Begriffe *Cum hoc ergo propter hoc* und *Post hoc ergo propter hoc* genannt. *Cum hoc ergo propter hoc*³ und ebenso *Post hoc ergo propter hoc*⁴ bezeichnet einen logischen Fehlschluss in einer Ursache-Wirkungsbetrachtung. Dieser tritt zutage, wenn bei zwei zeitlich aufeinanderfolgenden Ereignissen angenommen wird, dass das zeitlich vorangehende Ereignis das zeitlich Spätere ausgelöst hat.

2.1.4 Randomisierte Zufallsexperimente

Zufallsexperimente die kontrolliert stattfinden, werden als Werkzeug verwendet um Ursache- und Wirkungszusammenhänge nachzuweisen.^{5,6} Experimente nutzen die zufällige Zuteilung in Behandlungs- und Kontrollgruppe um einen ausgeglichenen Datensatz zu erhalten und bekannte und unbekannte Effekte auf die zu untersuchende Variable konstant zu halten. Im Falle von nicht-experimentellen Daten tritt oftmals genau das Problem mit unausgebalancierten Daten auf. Das heißt, dass die Anzahl der Elemente in Behandlungs- und Kontrollgruppe nicht mehr gleich ist und dies kann zu verzerrten Schätzungen führen, weil der Effekt der Behandlung von anderen kausalen Effekten nicht mehr eindeutig

1 In der Logik und Mathematik bezeichnet Transitivität der Implikation einen Kettenschluss um einen zyklischen Beweis zu führen. Das heißt, dass wenn $A \rightarrow B$ und $B \rightarrow C$ gilt, dann gilt auch $A \rightarrow C$ (Deiser 2010, S. 29f).

2 Ordnungen gehören in der Mathematik zu den Relationen und dienen dazu Vergleiche an Objekten durchzuführen. Es wird unterschieden zwischen Relationen von partieller (strikt, nicht strikt), vergleichbarer (Kette, Antikette), maximaler, minimaler und linearer Ordnung (ebd., S. 61ff).

3 lat. „mit diesem, also deswegen“.

4 lat. „danach, also deswegen“.

5 In der experimentellen anglistischen Literatur unter dem Begriff *Randomized Control Trials* (RCT) zu finden.

6 Siehe Cartwright (2007) zur kritischen Auseinandersetzung mit Experimenten in den Natur- und Wirtschaftswissenschaften.

getrennt werden kann (Cousens et al. 2011, S. 1).¹ Wenn eine zufällige Zuteilung der Behandlung nicht möglich ist, wird von nicht-experimentellen Daten gesprochen. Es muss auf beobachtbare Daten zurück gegriffen werden. Die Randomisierung bewirkt, dass beispielsweise bei einer linearen Regressionen die zugrundeliegenden Annahmen nicht verletzt werden. Das heißt, dass die Regressoren nicht mit dem Fehlerterm und unbeobachtbaren Variablen korrelieren.

2.2 Untersuchungsdesigns

Die Gestaltung von Untersuchungsdesigns soll den zugrundeliegenden datengenerierenden Prozess richtig abbilden. In Abhängigkeit von der zu untersuchenden Fragestellung ist die Gestaltung der Datenerhebung von höchster Relevanz. Im Falle von Experimenten oder Beobachtungsdaten im Zusammenhang mit Behandlungsuntersuchungen können verschiedene Informationsgrade, an denen sich die Gestaltung der empirischen Methode orientieren muss, vorliegen.

2.2.1 Zuordnungsprozess ist bekannt

Bei Behandlungseffekten werden die zu untersuchenden Merkmale in Gruppen eingeteilt. Im Falle einer binären Behandlung gibt es eine Behandlungs- und eine Kontrollgruppe. Wenn es sich bei der Datenerhebung um ein randomisierte Experiment handelt, dann ist der Zuordnungsprozess bekannt. Der Zuordnungsprozess beschreibt, in welcher Form Merkmale entweder der Behandlungs- oder der Kontrollgruppe zugeteilt werden. In einem perfekten Experiment kann unter Voraussetzung einiger Annahmen unterstellt werden, dass dieser Prozess zufällig erfolgt und damit gewährleistet, dass keine unbeobachteten systematischen Störungen diesem zugrundeliegen und für mögliche Verzerrungen sorgen (DiNardo u. Lee 2011, S. 480ff).

2.2.2 Zuordnungsprozess mit unvollständiger Information

Im Umgang mit nicht-experimentellen oder Beobachtungsdaten muss in den Untersuchungsmethoden berücksichtigt werden, dass im Allgemeinen nicht ausreichend Informationen über den Zuordnungsprozess vorliegen, um die gesuchten durchschnittlichen Effekte identifizieren zu können. Der Zuordnungsprozess kann dann durch Selektionsverzerrungen beeinflusst werden. Insbesondere dem Problem der Verzerrung durch Selbstselektion ist in der Literatur zur Evaluationsforschung große Aufmerksamkeit gewidmet worden. Durch dieses Informationsdefizit bezüglich des Zuordnungsprozesses, ist es schwieriger und nicht

¹ Die Zuteilung in Behandlungs- und Kontrollgruppe wird immer dann gemacht, wenn Effekte eines Programmes oder einer Behandlung gemessen werden sollen. In der englischsprachigen Literatur wird dies als *treatment* bezeichnet. Hier und im Folgenden werden je nach Kontext die Begriffe Behandlung oder *treatment* gleichermaßen verwendet.

immer möglich die gesuchten Effekte zu identifizieren. Die dafür verwendeten Ansätze beinhalten beispielsweise Differenzenschätzer (*Difference-in-Difference*, DiD), *Regression Discontinuity (RD) Design*¹ und Instrumentalvariablen (IV) (DiNardo u. Lee 2011, S. 516ff).² DiD- und IV-Methoden werden bei Selbstselektion verwendet und wenn davon auszugehen ist, dass die Selektion auf unbeobachteten Variablen basiert. Im Vergleich hierzu werden Matching-Methoden eingesetzt, wenn die Selektion auf beobachtbare Variablen zurückzuführen ist (ebd., S. 468ff, 519ff).

2.2.3 Intent-to-Treat Analyse

Im Rahmen der Programmevaluation gibt es im Falle einer binären Behandlung einen Zuordnungsprozess der den Individuen zuteilt ob sie behandelt werden oder nicht. Es muss jedoch unterschieden werden ob ein Merkmal dem die Behandlung zugewiesen wurde diese auch erfährt. Wenn es aus den beobachteten Daten ersichtlich ist, dass sich die Ausprägung des Zuordnungsmechanismus und der Realisation der Behandlung unterscheiden, dann kann es von Interesse sein, den Effekt des Angebotes der Behandlung zu untersuchen. Die Untersuchung dieses Effektes wird als *intent to treat* Analyse (ITT) bezeichnet (ebd., S. 468). Das heißt also, dass es innerhalb der Gruppe der zugeteilten Individuen Behandelte und Unbehandelte gibt. Die Untersuchung von durchschnittlichen kausalen Effekte der Gruppe der tatsächlich behandelten wird als *Complier Average Causal Effect* (CACE) bezeichnet und die Gruppe der unbehandelten in der Behandlungsgruppe als *non-compliance in the face of treatment* (Connell 2009, S. 254).³

1 Der Begriff Regressions-Diskontinuitäts-Analyse oder *Regression Discontinuity (RD) Design* und die dazugehörige Methodik wurden von Thistlethwaite u. Campbell (1960) eingeführt, um im Rahmen von Beobachtungsdaten Behandlungseffekte schätzen zu können, die spezifische Eigenschaften aufweisen. Dabei handelt es sich um einen Separationspunkt bezüglich der Zuordnungsvariablen, der diskret, also an einer Sprungstelle zwischen Behandlungs- und Kontrollgruppe trennt. Diejenigen Beobachtungen, die sich ausreichend nahe unter- und überhalb der Sprungstelle befinden, werden als Beobachtungen mit vergleichbaren Merkmalen in Behandlungs- und Kontrollgruppe angesehen. Lee u. Lemieux (2010) geben einen sowohl ausführlichen als auch einführenden Überblick über diese Methode und den aktuellen Forschungsstand, der als Leitfaden für die empirische Arbeit dienen soll, indem sie die Vor- und Nachteile sowie die Interpretationsmöglichkeiten der Schätzergebnisse erläutern. RD-Design wird verwendet, wenn der Zuordnungsprozess bekannt ist (DiNardo u. Lee 2011, S. 468).

2 Das ursprüngliche Ziel ist die Schätzung der individuellen Effekte. Dies ist jedoch bei kontrafaktischen Konditionalen nicht möglich, da immer nur ein Endzustand für jedes Merkmal beobachtet werden kann. Damit trotzdem eine Aussage über die Wirksamkeit möglich ist, werden die durchschnittlichen Effekte der Gruppen gemessen und verglichen. Deshalb ist das Ziel der Untersuchungen bei Beobachtungsdaten, die durchschnittlichen Effekte für verschiedene Gruppen in der Population zu identifizieren und zu schätzen. Der Preis für diese Verallgemeinerung ist jedoch, dass keine Aussagen mehr auf individueller Ebene gemacht werden können.

3 Siehe Imbens u. Rubin (1997) wie kausale Inferenz bei unvollständiger Kooperation (*non-compliance*) modelliert werden kann.

2.2.4 Randomized Encouragement Designs

Encouragement Designs stellen einen Ansatz dar um Behandlungseffekte in randomisierten Experimenten, die offensichtlich unter der Verzerrung durch Selbstselektion leiden, zu untersuchen. Hierbei wird angenommen, dass der naive Schätzer der Behandlungseffekte ohne Berücksichtigung von möglichen Verzerrungen sehr ungenau ist. Als naive Schätzer werden Verfahren bezeichnet, die beispielsweise nur die direkte mittlere Differenz der Wirkungen zwischen Behandlungs- und Kontrollgruppe spezifizieren. Das heißt, dass im einfachen randomisierten Experiment Verzerrungen durch Selbstselektion vorliegen. Eine Möglichkeit diesem Problem zu begegnen ist die zufällige Zuordnung zur Behandlung mit einer zusätzlichen Anreizbedingung. Diese dient dazu die Behandlung zu wählen und zu ergänzen, so dass allen Subjekten bekannt ist, dass ein Experiment stattfindet, aber zusätzliche Anreize gegeben werden. Allerdings muss berücksichtigt werden, dass die verwendeten Annahmen nicht verletzt sind, sonst muss der Vorgang der Selbstselektion explizit modelliert werden. Dies kann jedoch nur funktionieren, wenn dieses Modell glaubhaft begründet werden kann. Die Implementierung von Anreizbedingung muss vor Durchführung des Experimentes geplant werden, da sonst die benötigten Daten nicht zur Verfügung stehen (Bradlow 1998). Bradlow (ebd., S. 389) stellen eine nichtlineare Möglichkeit dar, um eine Korrektur der Selbstselektion vorzunehmen und kommen zu dem Ergebnis, dass der naive Effekt mit 24% sich deutlich von dem korrigierten Effekt von 5% unterscheidet (ebd., S. 389).

2.3 Verzerrungen

Weisberg (2010, S. 279f) betont, dass Verzerrungen oder *Bias* in der wissenschaftlichen empirischen Forschung im Allgemeinen nicht zu vermeiden sind. Die Herausforderung besteht jedoch darin, die passenden Methoden und Ansätze für gegebene Daten und Fragestellungen zu finden und die zugrundeliegenden kausalen Wirkungsmechanismen zu erschließen. Die in allen statistischen Modellen notwendigen Annahmen sind oftmals nicht überprüfbar und es ist daher von größter Bedeutung, dass die verwendete Methodik ausreichend begründet werden kann und einer Plausibilitätsprüfung standhält. Im Allgemeinen bezeichnet eine Verzerrung einen systematischen Fehler in einer Schätzung bezüglich des wahren gesuchten Parameters, der durch das Studiendesign und die Untersuchungsmethoden bedingt ist (Smith 2011, S. 486). Des Weiteren kann in Zuordnungsverzerrung und Stichprobenverzerrung unterschieden werden. Die Zuordnungsverzerrung (*assignment bias*) beschreibt eine Verzerrung, wenn beispielsweise eine binäre Behandlungsmaßnahme an einer Stichprobe durchgeführt werden soll.¹ Im Falle von Beobachtungsdaten (*observational data*) ist die Zuordnung zur Behandlung nicht zufällig und die Standardschätzmethoden

1 z.B. die Wirkung eines Medikamentes.

liefern nicht erwartungstreue Ergebnisse.^{1,2}

2.4 Mediationsanalyse

Mediatoren bezeichnen bei der Untersuchung von kausalen Beziehungen Variablen, die kausale Wirkungen von anderen Variablen übertragen. Hierbei ist insbesondere die theoretische Unterscheidung in direkte und indirekte Effekte zu berücksichtigen. In randomisierten Experimenten wird versucht, sowohl die Behandlungsvariable als auch die Mediationsvariable zu manipulieren, um Schätzungen der isolierten Effekte zu erreichen und diese überhaupt trennen zu können. Weiterhin sind bislang in der Mediationsanalyse starke und nicht überprüfbare Annahmen notwendig, um unverzernte Schätzer zu erlangen (Bullock et al. 2010, S. 552f).

2.4.1 Direkte und indirekte Effekte

Kausale Mediatoren sind Variablen, die einen kausalen Einfluss auf die Ursache haben und damit die Wirkung beeinflussen. Sie haben damit einen teilweisen Einfluss auf den Gesamteffekt. Die Problemstellung ist nun, dass dieser partielle Effekt gesucht wird. Es ist deshalb von großer Bedeutung theoretisch sicher zu stellen, in welcher Form dieser partielle kausale Effekt definiert sein soll. In der klassischen Theorie der Statistik findet sich jedoch keine eindeutige allgemeine Definition für Kausalität. Der Direkte- oder Nettoeffekt ist die Wirkung die eindeutig zwischen zwei Variablen festgestellt werden kann. Durch den Einfluss einer Mediationsvariable wird dieser Effekt verzerrt. Dies ist der indirekte Effekt. Es ist nun das Ziel den Effekt der Intermediärvariablen zu messen. Dies geschieht, indem der direkte Effekt vom Gesamteffekt subtrahiert wird, so dass der indirekte Effekt berechnet werden kann (Weisberg 2010, S. 195-200).

2.4.2 Grenzen und Beispiele

Mediationsanalyse stößt jedoch an ihre Grenzen, wenn heterogene Behandlungseffekte³ gemessen werden sollen, da die aus den Daten berechneten Durchschnittseffekte nicht mehr die Unterschiede zwischen Individuen und einzelnen Gruppen berücksichtigen. Dadurch kann es passieren, dass die geschätzten Parameter falsche Vorzeichen haben und das Ausmaß der Verzerrung nicht ersichtlich ist. Dieses Problem kann auch nicht durch eine einfache experimentelle Gestaltung der Untersuchung verhindert werden, sondern erfordert

1 Ein Schätzer ist dann erwartungstreu (A.1.1), wenn er im Mittel den gesuchten Parameter richtig trifft. Das heißt, dass der Erwartungswert des Schätzers dem gesuchtem Parameter entspricht (A.1.1).

2 Siehe Weisberg (2010, S. 279ff) für eine Beschreibung der Stichprobenverzerrung.

3 Auch als kausale Heterogenität bezeichnet. Das heißt, dass die Effekte von Individuum zu Individuum und zwischen Gruppen große Unterschiede aufweisen. Die Schätzung von direkten und indirekten Effekten für die gesamte Stichprobe kann dann starke Verzerrungen aufweisen.

sehr große Anforderung an die Gestaltung von Experimenten und die Voraussetzung der Gültigkeit von strengen Annahmen. Die Effekte können nur dann korrekt gemessen werden, wenn sicher gestellt wird, dass die zu untersuchenden Mediatoren isoliert manipuliert werden können. Die nun geschätzten Parameter gelten dann aber nicht für die gesamte Stichprobe, sondern nur für die Teilmenge der Individuen, die von der gezielten Manipulation betroffen sind (Bullock et al. 2010, S. 554). Bullock et al. (ebd., S. 555) sprechen Empfehlungen für eine nachvollziehbare Mediationsanalyse aus, damit Ergebnisse richtig interpretiert, nachvollzogen und als seriös bezeichnet werden können. Es gelten folgenden Bedingungen: die Kovarianz der Fehlerterme der Regressionsgleichungen wird als Null und unabhängig von unbeobachtbaren Variablen angenommen und kann aber nicht explizit getestet werden. Das heißt, dass dies logisch begründet sein muss. Die isolierte Manipulation einzelner Mediatoren muss darüber aufklären, warum nur eine isolierte Wirkung stattfinden soll und warum ein spezifischer kausaler Pfad der richtige ist und andere alternative kausale Wirkungsrichtungen nicht gelten sollen. Experimentelle Mediationsanalyse nimmt eine *ceteris paribus* Wirkung auf die Stichprobe an.¹ Jedoch können nur einzelne Gruppen in der Stichprobe von der Manipulation betroffen sein und es können falsche Schlüsse über indirekte Effekte gemessen werden. Es besteht die Notwendigkeit verschiedenen Studien bezüglich der Gruppeneffekte durchzuführen, um zu erfahren, wie die Manipulation des Mediators tatsächlich wirkt.^{2,3} Es bleibt zu bemerken, dass sowohl bei experimenteller als auch bei nichtexperimenteller Mediationsanalyse begründet werden muss, warum der zu untersuchende Mediator mit anderen Kovariaten, die einen Einfluss auf das Untersuchungsergebnis haben, nicht korreliert ist.

2.5 Strukturgleichungsmodelle

Strukturgleichungsmodelle haben in der Statistik und Ökonometrie eine lange Tradition. In ihrer heutigen Verwendung sind sie größtenteils ihrer kausalen Strukturen und Wirkungsrichtungen enthoben (Pearl 1998, S. 227). Weisberg (2010, S. 285) betont insbesondere, dass Strukturgleichungsmodelle auf einer problematischen und vereinfachenden Annahme beruhen. Diese Annahme besagt, dass kausale Faktoren unabhängig von ihrem kausalem Kontext sind.⁴ Smith (2011, S. 94ff) fasst das Verständnis von Heckman (2005) über Strukturgleichungsmodelle zusammen und zeigt dessen postulierten Zusammenhang zur Kausalität auf. Hierbei geht es um die Frage, wie die drei Problemstellungen Definition, Identifikation und Schätzung gelöst und für Politikmaßnahmen beziehungsweise Politikempfehlungen eingesetzt werden können. Die Fußnote von DiNardo u. Lee (2011, S. 470)

1 Experimentelle Mediationsanalyse bezeichnet das theoretische Vorgehen, dass der Mediator verändert wird, während die Kovariate konstant gehalten werden.

2 Dies kann auch über ein erweitertes experimentelles Design berücksichtigt werden.

3 Ein konkretes Beispiel geben Bullock et al. (2010, S. 555).

4 In der englischsprachigen Literatur werden Analysen mit Strukturgleichungsmodellen als *Structural Equation Modeling* (SEM) bezeichnet.

gibt eine präzise Idee wie Strukturgleichungsmodelle einzuordnen sind und einen Überblick über die aktuelle Forschungsliteratur:

„Structural models“ more generally refer to a collection of stylized mathematical descriptions of behavior and the environment which are combined to produce predictions about the effects of different choices, etc. It is a very broad area, and we make no attempt to review this literature. For a tiny sample of some of the methodological discussion, see Haavelmo (1944), Marschak (1953), Lucas (1976), Ashenfelter and Card (1982), Heckman (1991), Heckman (2000), Reiss and Wolak (2007), Heckman and Vytlačil (2007a), Deaton (2008), Fernández-Villaverde (2009), Heckman and Urzua (2009), and Keane (2009). We also ignore other types of structural models including „agent based“ models (Windrum et al., 2007; Tesfatsion, 2007).

Keane (2010) vergleicht die Annahmen von Strukturgleichungsmodellen und sogenannten experimentellen Ansätzen in der Ökonometrie und beschreibt den Hauptunterschied als eine unterschiedliche Formulierung der Annahmen.¹ In Strukturgleichungsmodelle werden die Annahmen explizit und in den experimentellen Ansätzen implizit formuliert. In beiden Ansätzen ist es notwendig starke a priori Annahmen zu treffen. Die Hauptkritik des Autors bezüglich Strukturgleichungsmodellen bezieht sich darauf, dass in der Vergangenheit zu wenig Wert auf die Validierung der Modelle gelegt wurde und sie dadurch an Bedeutung für die praktische Anwendung verloren haben. Diese Kritik bezieht sich insbesondere auf die Empfehlung von Politikmaßnahmen.² Des Weiteren bescheinigt er den datengeleiteten experimentellen Ansätzen, dass sie in Mode gekommen wären, weil es deutlich einfacher ist, aussagekräftige Ergebnisse zu bekommen und es bei Strukturgleichungsmodellen sehr viel aufwändiger sei, die Probleme und Fragestellungen statistisch und theoretisch zu modellieren (Keane 2010, S. 18; Laan u. Rose 2011).

2.5.1 Pfadanalyse und Kausalität

Pearl (1998, S. 227) erläutert zwei Möglichkeiten, um Kausalitäten zu formulieren und unterscheidet hierbei zwischen Pfadanalyse oder Strukturgleichungsmodellen und dem *Neyman-Rubin* Modell (*Potential Outcome* Modell). Das besondere hierbei ist, dass beide Modelle theoretisch mathematisch äquivalent sind. Die Gründe dafür, dass beide Methoden sich nicht als Standardsprache für Kausalität durchgesetzt haben, liegen bei den Strukturgleichungsmodellen an deren nicht ausreichend expliziten Formulierung und beim *Rubin-Causal* Modell an seinen „esoterischen“ Annahmen. Mit esoterisch ist gemeint, dass

1 Keane (2010) bezeichnet die in der Ökonomie verwendeten experimentellen empirischen Ansätze als nicht theoriegeleitet (*atheoretical*), da sich diese darauf berufen, mit weniger theoretischen Annahmen beziehungsweise ohne ökonomische Modelle Aussagen machen zu können und im Vergleich hierzu Strukturgleichungsmodelle nicht ohne diese auskommen.

2 Bei Politikempfehlungen ist es notwendig, dass die verwendeten Modelle eine hohe externe Validität aufweisen, da im Allgemeinen gilt, dass hierbei Aussagen abstrahiert und auf andere, ähnliche, Sachverhalte übertragen werden. Im Vergleich zu der untersuchten Grundgesamtheit muss das Modell auf andere Populationen übertragen werden können.

die verwendeten kontrafaktischen Implikationen nicht beobachtet werden können. Die Entwicklung von Strukturgleichungsmodellen lässt sich unter anderem auf Haavelmo (1943) zurückführen und hierbei wird bezüglich der kausalen Interpretation argumentiert, dass diese Schlüsse in der Syntax der Gleichungen enthalten sind und aus Pfaddiagrammen abgelesen werden können. Allerdings ist zu berücksichtigen, dass die verwendeten Gleichheitszeichen eher als Zuordnungssymbol und nicht als algebraische Gleichheit verstanden werden müssen und damit, um dieser Argumentation zu folgen, eine asymmetrische Relation darstellen: „After all, a diagram is nothing but a set of nonparametric structural equations in which, to avoid confusion, the equality signs are replaced with arrows.“¹ Im Vergleich dazu liefern nach Pearl (1998, S. 232) Verfahren die Graphen einsetzen wesentliche Vorteile, da Beziehungen, die nicht in mathematischer Form oder der Sprache der Wahrscheinlichkeitsrechnung adäquat ausgedrückt, dennoch dargestellt werden können. Dies trifft ebenso auf die Annahmen kausaler Modelle und deren Implikationen zu.

2.5.2 Kovariablenselektion

Es stellt sich oftmals die Frage bezüglich der Auswahl der Kovariate. Dies bezieht sich zum einen auf die Erhebung der Daten und zum anderen auf die Auswahl der Variablen in die Regressionsgleichung. Hierbei hat sich in der Statistik noch kein klares Verfahren durchgesetzt, um formal eine Entscheidung für die Auswahl der erklärenden Variablen zu treffen. Dies ist insofern ein Problem, da basierend auf dem Simpson Paradoxon (Pearl 2009, S. 173), die Veränderung der Auswahl der Kovariate die Ergebnisse grundlegend verändern kann (Pearl 1998, S. 232f). Pearl argumentiert in seinen Ausführungen, dass die Hinzunahme von Pfaddiagrammen es ermöglicht, die impliziten Annahmen, die den Strukturgleichungsmodellen zugrundeliegen, direkt anhand der Graphen mit einigen Kriterien zu überprüfen und die Identifizierbarkeit der Parameter zu gewährleisten. Selbst wenn ein Strukturgleichungsmodell identifiziert ist, ist dies nicht ausreichend als alleinige Begründung für ein kausales Modell. Denn unter Berücksichtigung von Modelläquivalenzen besteht die Möglichkeit, dass die gleichen Daten durch andere Modelle ebenfalls identifiziert sind, aber den kausalen Prozess anders herleiten. Das heißt, dass die gegebenen Daten nicht die eindeutige Information über den kausalen Prozess bereit halten. Allerdings können Strukturgleichungsmodelle trotzdem verwendet werden um Teileffekte kausaler Modelle zu verdeutlichen, zu testen und eine Annäherung an den kausalen Prozess zu ermöglichen (ebd., S. 250f). Das von Pearl (1995, S. 674f) entwickelte *Backdoor*-Kriterium, soll als allgemeiner Test für die Identifizierung von totalen Effekten dienen. Weiterhin findet dieses Kriterium als Test für die Selektion der Kovariate und zur Identifikation partieller Effekte Verwendung (Pearl 1998, S. 255). Des Weiteren problematisieren DiNardo u. Lee (2011, S. 484), dass sich sowohl im experimentellen als auch im nicht-experimentellen Datenbereich bei ausreichender Anzahl von erklärenden Variablen oftmals ohne Schwierigkeiten „signifi-

1 Pearl (1998, S. 231).

kante“ Ergebnisse auch mit nur zufällig generierten Daten, finden lassen. Die Behandlung wird bei Konditionierung auf beobachtbare Kovariate, unter der Voraussetzung, dass diese nicht mit dem Fehlerterm korrelieren, als zufällig oder ignorierbar (*ignorable*) bezüglich der beobachtbaren Kovariate bezeichnet.

2.5.3 Gerichtete Gleichungssysteme

Gleichungssysteme stehen im mathematischen Sinne für eine symmetrische algebraische Gleichheit. In der Ökonometrie werden Gleichungssysteme mit unterschiedlicher Bedeutung verwendet. Gleichungen die eine Gleichheit implizieren sollen, finden Anwendung für die Darstellung von Gleichgewichtsbedingungen oder Restriktionen. Sobald sich jedoch das Interesse auf kausale Zusammenhänge richtet, kommen gerichtete Gleichungssysteme zum Einsatz. Das heißt, dass diese zwar formal identisch aussehen, aber eine eindeutige Wirkungsrichtung unterstellt wird. Diese Wirkungsrichtung soll die Ursache-Wirkungs-Beziehung (Kausalität) darstellen (Pearl 2009, S. 378).

2.6 *Potential Outcome* Modell

Das von Rubin (1974) entwickelte Modell ist ein elementares Werkzeug zur Untersuchung von Behandlungseffekten (*treatment effects*) (vgl. auch Holland 1986; Rubin 1977). Hierbei werden insbesondere Durchschnittseffekte zwischen einer Behandlungsgruppe (*treatment*) und einer Kontrollgruppe (*control*) gemessen (vgl. Rosenbaum 2010; Rosenbaum u. Rubin 1983). Der Ansatz der *Potential Outcome* Methode ist in der Wissenschaft eine weit genutzte Grundlage zur Erforschung kausaler Effekte und dient als Grundlage für Matching-Verfahren.¹ Die *Potential Outcomes* beziehen sich insbesondere auf binäre Behandlung und die Überlegung wie der nicht beobachtete Zustand der behandelten (unbehandelten) Person gemessen werden kann. *Potential Outcomes* können nicht beobachtet werden, da eine Person entweder eine Behandlung erhält oder nicht. Dieser Zustand (behandelt, unbehandelt) kann nachträglich nicht mehr geändert werden, so dass es nicht möglich ist den unbehandelten Zustand einer behandelten Person zu messen. Deshalb sind *Potential Outcomes* eine theoretische Überlegung beziehungsweise eine Zerlegung der gesuchten Effekte. Dies wird auch als kontrafaktische Evidenz oder kontrafaktisches Ergebnis bezeichnet (Hujer 2011, S. 7). Es stellt sich nun die Frage, wie der Effekt einer Behandlung auf ein Individuum gemessen werden kann, wenn die *Potential Outcomes* nicht beobachtet werden können. Dies geschieht über den bedingten Erwartungswert. Dieser bezeichnet den Durchschnitt der Grundgesamtheit oder eine unendlich große Stichprobe einer Zufallsvariable, während der Wert einer anderen Zufallsvariable (ZV) fixiert wird. Eine Randomisierung

1 In der Literatur wird die *Potential Outcome* Methode synonym mit *Rubin Causal Model* bezeichnet. Hujer (2011, S. 7) verwendet als deutsches Äquivalent dafür den Begriff „Ansatz potenzieller Ergebnisse“.

der Stichprobe führt zur Unabhängigkeit der Behandlung der *Potential Outcomes* wodurch die Selektionsverzerrung verschwindet.

2.6.1 Unbekannte Störvariablen

Im Rahmen des vorliegenden kausalen Modells ist es das Ziel und die Voraussetzung, dass die Verteilung von unbekannten Störgrößen zwischen der Behandlungs- und Kontrollgruppe identisch ist. Erst dann kann aus den mittleren Unterschieden der beiden Gruppen der Schluss gezogen werden, dass dieser auf die Behandlung zurückzuführen ist.¹

2.6.2 Behandlungseffekte

Es gibt eine binäre Behandlungsvariable $D \in \{0,1\}$ und es existiert für jeden Zustand die unbeobachtbare (latente oder kontrafaktische) Variable Y_d für jedes Individuum. Für jedes Individuum gilt entweder Y_1 oder Y_0 . Es können nie beide Zustände für eine Individuum beobachtet werden. Das beobachtbare Ergebnis Y wird folgendermaßen definiert:

$$Y = \begin{cases} Y_1 & \text{wenn } D = 1 \\ Y_0 & \text{wenn } D = 0 \end{cases} \Leftrightarrow Y = DY_1 + (1 - D)Y_0 \quad (2.1)$$

Individuelle Effekte können nicht direkt gemessen werden und deshalb werden Durchschnittswerte berechnet. Darunter fallen der durchschnittliche Behandlungseffekt (*average treatment effect* (ATE)) $\Delta^{ATE} = E[Y_1 - Y_0]$ oder der durchschnittliche Effekt unter den Behandelten (*average treatment effect on the treated* (ATT)).

2.6.3 Durchschnittliche Behandlungseffekte

Ein allgemeines Modell um die durchschnittlichen Behandlungseffekte zu messen, kann folgendermaßen formuliert werden (DiNardo u. Lee 2011, S. 473):²

$$W \equiv w(U) \quad (2.2)$$

$$P^* \equiv p^*(W, U) \equiv \Pr[D = 1 \mid W, U] \quad (2.3)$$

$$Y \equiv y(D, W, U) \quad (2.4)$$

Die Definition kausaler individueller Effekte entspricht:

$$\Delta(w, u) \equiv y(1, w, u) - y(0, w, u) \quad (2.5)$$

¹ In der englischsprachigen Literatur wird in diesem Zusammenhang der Einfluss von bekannten und unbekannten Störvariablen als *confounder* oder *confounding variables* bezeichnet (Schuster 2010).

² Hujer (2011, S. 8) bezeichnet die Idee des ATE als „Konzept der durchschnittlichen Effekte“. In der englischsprachigen Literatur wird dieses Konzept als *Average Treatment Effects* (ATE) bezeichnet.

Es gilt in diesem Zusammenhang die *stable unit treatment value assumption* (SUTVA) Annahme. Das heißt, dass Individuen sich gegenseitig nicht beeinflussen. Die Definition kausaler Durchschnittseffekt formulieren DiNardo u. Lee (2011, S. 475) als:

$$\int \Delta(w(u), u) \psi(u) dF_U(u) \quad (2.6)$$

$F_U(u)$ ist die Verteilungsfunktion von U und es gilt folgende Annahme:

$$E[y(d, w(U), U) \mid D = d, P^* = p^*] = E[y(d, w(U), U) \mid P^* = p^*] \quad (2.7)$$

Diese Annahme besagt, dass wenn für alle Beobachtungen deren Wahrscheinlichkeit behandelt zu werden gleich ist, dann gilt, dass die Verteilung der unbeobachtbaren Variablen bei beiden Ausprägungen von $D \in (0,1)$ identisch ist. Im Falle von *random assignment with perfect compliance* ist die Zuordnungswahrscheinlichkeit für beide Gruppen gleich und eine konstante $P^* = p_0, p_0 \in (0,1)$. Dadurch degeneriert die Verteilung $F_U(u)$ zu einer konstanten Funktion (ebd., S. 481).

2.7 Beobachtungsdaten in endlichen Stichproben

Beobachtungsdaten werden verwendet um Inferenz über statistische Modelle bezüglich der zugrundeliegenden Grundgesamtheit durchzuführen (Pfeffermann u. Sverchkov 2009, S. 455). Wichtig ist zu berücksichtigen, dass von einer endlichen Grundgesamtheit P (die asymptotische Eigenschaften hat) Stichproben gezogen werden. Die Wahrscheinlichkeit eines Elementes aus der Grundgesamtheit in der Stichprobe s zu landen, wird mit π_i ($i \in P$) bezeichnet (*sample inclusion probability*) und ist definiert als die relative Häufigkeit von Element i in s . Gewichte sind definiert als die reziproke *sample inclusion probability* $w_i = 1/\pi_i$. Es gibt somit ein Populationsmodell mit einer durch einen Zufallsprozess entstandenen Datenmatrix beziehungsweise Ergebnismatrix (P ist fix), die jedoch nicht beobachtbar ist. Stattdessen kann eine Teilmatrix aus P , als Stichprobe verwendet werden. Das Stichprobenmodell soll dem Populationsmodell entsprechen und dafür muss die gemeinsame Verteilung der Populationsdaten und der Stichprobenauswahlwahrscheinlichkeit definiert werden (vgl. Skinner 1994, S. 134f).

2.7.1 Wahrscheinlichkeitsgewichtung – Probability Sampling

Damit die Proportionen der Grundgesamtheit korrekt in der Stichprobe widerspiegelt werden, wird *probability sampling* verwendet. Das heißt, dass Untergruppen mit unterschiedlichen Auswahlwahrscheinlichkeiten mit Gewichten (*sampling weights*) versehen werden, um repräsentativ zu sein und um Inferenz auch für Randgruppen zu ermöglichen. Allerdings ist zu berücksichtigen, dass wenn die Stichprobengewichte mit der abhängigen Variable (Ergebnisvariable, *outcome variable*) zusammenhängen, die beobachteten Ergebnisse nicht mehr mit denen der Grundgesamtheit identisch sind und das Stichprobenmodell sich zum

Populationsmodell unterscheidet (*informative response*). Eine Nichtberücksichtigung führt zu starken Verzerrungen und zu fehlerhafter Inferenz (Pfeffermann u. Sverchkov 2009, S. 455). Ein *probability sampling scheme* ist dann gegeben, wenn für jedes Element aus der Grundgesamtheit gegeben ist, mit einer positiven Wahrscheinlichkeit in der Stichprobe zu landen. Diese Wahrscheinlichkeit muss bestimmt werden können. Es können mit diesen Wahrscheinlichkeiten unverzerrte Populationsgrößen geschätzt werden, indem die Elemente der Stichprobe entsprechend ihrer Auswahlwahrscheinlichkeit gewichtet werden. Untersuchungsdesigns, die gewährleisten, dass jedes Element der Grundgesamtheit die gleiche Auswahlwahrscheinlichkeit hat, werden als *equal probability of selection* (EPS) Designs bezeichnet und haben die Eigenschaft, dass alle Elemente der Stichprobe gleich gewichtet werden. Die Beobachtungen müssen entsprechend ihrem Aufkommen gewichtet werden, wenn die Auswahlwahrscheinlichkeit nicht für alle Elemente gleich ist.

2.8 Stichprobendesign und Stichprobengewichte

Die Verwendung von notwendigen Designvariablen, die einen Einfluss auf die Stichprobenauswahl haben, ist oftmals sehr problematisch, weil es viele Variablen geben kann, die die abhängige Variable beeinflussen, aber keinen Erklärungsgehalt für die Fragestellung bieten: des Weiteren sind sie Populationsgrößen und deshalb per Definition unbekannt. Eine Methode um dieses Problem zu umgehen ist, die Designvariablen durch Stichprobengewichte zu ersetzen. Jedoch gilt dafür die Voraussetzung, dass die Eintrittswahrscheinlichkeiten der Populationsgrößen in der Stichprobe bekannt sind. Diese Information steht jedoch meistens nicht zur Verfügung (ebd., S. 463f).

2.8.1 Methoden mit Wahrscheinlichkeitsgewichtung

Hierbei wird angenommen, dass für alle Individuen eine Antwort vorliegt (*full response*) und es genügt nun Eintrittswahrscheinlichkeiten in die Stichprobe beziehungsweise die Stichprobengewichte zu kennen. Wenn die Antwortwahrscheinlichkeiten ausreichend genau geschätzt werden können, sind die Stichprobengewichte aus dem inversen Produkt der Eintrittswahrscheinlichkeit und der Antwortwahrscheinlichkeit zu berechnen. Sollte die Antwortwahrscheinlichkeit unbekannt sein, muss ein adäquater Schätzer dafür eingesetzt werden. Diese Methoden nehmen jedoch an, dass die explizite Form des Schätzers bekannt ist.¹ Liegt dieser Fall nicht vor, dann besteht die Möglichkeit mit iterativen Schätzverfahren beispielsweise einem Maximum-Likelihood-Schätzer (MLE) einer logistischen Regression die Behandlungswahrscheinlichkeiten zu schätzen. Hierbei wird ein logistisches Modell mit Kovariaten x_i und der Antwortwahrscheinlichkeit $p_i(x_i) = P_U(Y_i = 1|x_i) = \frac{\exp(x_i'\beta)}{1+\exp(x_i'\beta)}$ formuliert. Das likelihood Populationsmodell besteht aus folgenden Gleichungssystemen $\sum_{k=1}^N [y_k - p_k(x_k)]x_k = \sum_{k=1}^N u_k(x_k) = 0$ und ein unverzerrter Design-Schätzer ist dann

¹ Explizite Formen der Schätzgleichungen können beispielsweise linear oder quadratisch sein.

$\sum_{i \in s} w_i u_i(x_i) = \sum_{i \in s} w_i u_i[y_i - p_i(x_i)]x_i = 0$. Ein wahrscheinlichkeitsgewichteter Schätzer für β wird durch die Lösung des Gleichungssystems $\sum_{i \in s} w_i u_i(x_i) = 0$ erreicht. Dieser Schätzer wird oftmals als *pseudo maximum likelihood estimator* (*pmle*) bezeichnet (Pfeffermann u. Sverchkov 2009, S. 464ff).

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass Methoden die auf Wahrscheinlichkeitsgewichtung basieren, eingesetzt werden, um in endlichen Stichproben Populationsparameter zu schätzen. Der Hauptvorteil dieser Methoden liegt in der nichtparametrischen Spezifikation. Allerdings werden die Antwortwahrscheinlichkeiten oftmals parametrisch geschätzt.¹ Diese Form von Schätzer ist nur konsistent, wenn das zugrundeliegenden Populationsmodell richtig spezifiziert wurde.² Ein fehlerhaftes Populationsmodell führt zu falscher Inferenz und es müssen zusätzlich noch einige Einschränkungen bei der Verwendung von Wahrscheinlichkeitsgewichten berücksichtigt werden (vgl. ebd., S. 467f). Es besteht die Möglichkeit zu prüfen ob der Einsatz von Gewichten sinnvoll ist, indem ein Verteilungsmodell mit Gewichten angenommen wird und die Ergebnisse mit der gleichen Regression ohne Gewichte verglichen werden (vgl. Skinner 1994, S. 137).³ Jedoch wenn der Zusammenhang $f_P(y|x,w) = f_s(y|x,w)$ weiterhin besteht, dann gilt folgendes Ergebnis (Gleichung 2.3 ebd., S. 137f):

$$f_P(y|x) = \int f_P(y|x,w) f_P(w|x) dw \quad (2.8)$$

$$\text{im Allgemeinen gilt: } f_P(w|x) \neq f_s(w|x) \quad (2.9)$$

$$f_P(w_i) = \frac{w_i f_s(w_i)}{E_s(w)} \quad (2.10)$$

$$E_s(w) = \int w f_s(w) dw \quad (2.11)$$

$$\text{mit } f_P(w_i|x_i) = \frac{w_i f_s(w_i|x_i)}{E_s(w|x_i)} \quad (2.12)$$

$$\text{und } E_s(w_i|x_i) = \int w f_s(w|x_i) dw \quad (2.13)$$

1 Da es sich hier um die Schätzung von Wahrscheinlichkeiten handelt werden Logit- oder Probit-Modelle eingesetzt.

2 Das heißt, dass der datengenerierende Prozess korrekt modelliert wurde und wenn ein lineares anstelle eines „wahren“ quadratischen Modells eingesetzt wird, so ist das Populationsmodell falsch spezifiziert worden.

3 Eine Möglichkeit ist der Einsatz der Normalverteilung mit und ohne Gewichte in der zu schätzenden Regression. Der Vergleich der beiden Regressionen kann beispielsweise mit einem *t*-Test oder *F*-Test erfolgen.

2.8.2 Gewichtete Kleinste-Quadrate-Methode

Die Verwendung von Gewichten bei Regressionen (*Weighted Least Squares*, WLS) ist ein Spezialfall des allgemeinen linearen Modells (*Generalized Least Squares*, GLS). Hierbei wird ein lineares Regressionsmodell mit individuellen Varianzen für jede Beobachtung (Heteroskedastie) angenommen. Der allgemeine lineare Schätzer ist im Falle von Heteroskedastie der beste lineare unverzernte Schätzer. Damit nicht für jede Beobachtung eine Varianz geschätzt werden muss, wird die Annahme getroffen, dass die Varianz einer Beobachtung aus $\text{var}(e_i) = \sigma^2 x_i$ besteht. Das heißt, dass die Varianz einer Beobachtung aus einem konstanten Term σ^2 und dem Kovariat x_i besteht und damit proportional ist. Die KQ-Methode liefert bei Heteroskedastie nicht mehr optimale Ergebnisse. Der Ansatz ist nun, das Modell in ein Homoskedastisches umzuwandeln, indem das Modell mit dem proportionalen Kovariat standardisiert wird ($e_i^* = e_i/\sqrt{x_i}$). Den GLS-Schätzer kann man auch als WLS-Schätzer betrachten. Denn hierbei werden die Fehlerterme mit den Kovariaten gewichtet. Je kleiner $\sqrt{x_i}$ ist, desto mehr Informationen sind über die Regressionsfunktion enthalten und die Beobachtung wird stärker gewichtet. Das Umgekehrte gilt für große $\sqrt{x_i}$. Es bleibt aber zu berücksichtigen, dass der Varianz eine spezifische Struktur (Proportionalität) als Annahme auferlegt wurde (vgl. Hill et al. 2011, S. 311ff).

2.9 Informative Stichproben

Als informative Stichproben (*informative sampling*) wird der Unterschied zwischen dem Populationsmodell und dem Stichprobenmodell bezeichnet und dies muss mit erweiterten Methoden berücksichtigt werden, um korrekte Schlüsse aus dem Stichprobenmodell über die Grundgesamtheit zu ziehen. Bedingungen, die es zulassen *informative sampling* für Inferenz zu ignorieren, werden hier näher beschrieben. Die erste Möglichkeit Stichproben- und Antworteffekte zu berücksichtigen ist, alle Variablen und Interaktionen, die einen Einfluss auf Stichproben- und Antwortwahrscheinlichkeiten haben, zu verwenden. Im Allgemeinen steht diese Information jedoch nicht zur Verfügung und es können stattdessen die Stichprobengewichte verwendet werden. Der häufigste Ansatz mit *informative sampling* umzugehen ist, die Stichprobenbeobachtungen mit den Stichprobengewichten zu gewichten. Dies wird als Wahrscheinlichkeitsgewichtung bezeichnet. Die Berechnung der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion (Merkmal stetig) beziehungsweise Wahrscheinlichkeitsfunktion (Merkmal diskret) bezieht sich hier auf die bedingten Randwahrscheinlichkeiten mit der Bezeichnung $f_s(y_i|x_i)$ und der Annahme von vollständigen Antworten (*full response*). Das heißt, dass für alle behandelten Beobachtungen Daten vorliegen. $f_s(y_i|x_i)$ bezeichnet damit die bedingte Dichtefunktion der Stichprobe von Y_i unter der Voraussetzung, dass Individuum i in der Stichprobe unter den Kovariaten x_i auftritt. Aus dem Bayes-Theorem lässt sich folgende Aussage ableiten:

$$f_s(y_i | x_i) = f_U(y_i | x_i, I_i = 1) = \frac{\Pr(I_i = 1 | x_i, y_i) f_U(y_i | x_i)}{\Pr(I_i = 1 | x_i)} \quad (2.14)$$

$f_U(y_i|x_i)$ ist die Dichte der Grundgesamtheit. Es gilt, dass für die Berechnung der Stichprobendichte nur $\Pr(I_i = 1 | x_i, y_i)$ berechnet werden muss und es gilt $\Pr(I_i = 1 | x_i, y_i) = E_U(\pi_i | x_i, y_i)$. $E_U(\cdot)$ bezeichnet den Erwartungswert der Dichte der Grundgesamtheit. Sobald der Fall eintritt, dass $\Pr(I_i = 1 | x_i, y_i) \neq (\Pr(I_i = 1) | x_i) \quad \forall y_i$, unterscheidet sich die Dichte der Stichprobe von der Dichte der Grundgesamtheit und es liegt dem Stichprobendesign *informative sampling* zugrunde. Dies führt dazu, dass $E_s(Y_i | x_i) = E_U \left[\frac{\Pr(I_i=1|x_i, Y_i) Y_i}{\Pr(I_i=1|x_i)} | x_i \right] \neq E_U(Y_i | x_i)$ und eine Nichtberücksichtigung von *informative sampling* zu Verzerrungen bei Inferenz führen kann (vgl. Pfeffermann 2009, S. 456f). Wenn die Design- oder latenten Variablen, die der Stichprobenauswahl zugrundeliegen und die Antwortwahrscheinlichkeiten mit der abhängigen Variablen Y korreliert sind, nachdem auf X bedingt wurde, ist der Stichprobenprozess informativ. Das heißt, dass der Auswahlprozess informativ ist, wenn die bedingte Verteilung $f(Y | X = x)$ das Ziel der Inferenz ist (Pfeffermann u. Sverchkov 2009, S. 455). Pfeffermann et al. (vgl. 1998, S. 1087) beschreiben *informative sampling* folgendermaßen: Die Daten stammen hierbei aus Umfrage- oder Beobachtungsdaten und sind das Ergebnis von zwei Zufallsprozessen. Einmal werden die Werte in der endlichen Grundgesamtheit (*superpopulation model*) durch einen Zufallsprozess generiert und durch einen weiteren Zufallsprozess wird die Auswahl der Stichprobendaten aus der endlichen Grundgesamtheit generiert (*sample selection mechanism*). Statistische Inferenz unter der Verwendung der Stichprobendaten bezieht sich immer auf die endliche Grundgesamtheit (Populationsdaten). Es gilt aber zu beachten, dass wenn die Stichprobeneintrittswahrscheinlichkeiten (*sample selection probabilities*) auch nach einer Bedingung auf Kontrollvariablen mit den Ergebnisvariablen y_i korrelieren, der Stichprobenmechanismus informativ ist und Korrekturen bezüglich des Auswahl effektes vorgenommen werden müssen.

2.9.1 Tests für informative Stichproben

Es stellt sich die Frage, wann informative Stichproben (*informative sampling*) vorliegen und damit komplexere Methoden verwendet werden müssen. Klassische Modellabhängige Schätzer ignorieren Stichprobenselektion (*sample selection*) und Nichtbeantwortung (*non-response*). Ein Test vergleicht meistens wahrscheinlichkeitsgewichtete mit gleichgewichteten Schätzern. Es bleiben jedoch die bekannten Testprobleme bestehen (vgl. Pfeffermann u. Sverchkov 2009, S. 484f).¹

2.9.2 Case-Control Sampling

Die Methode des *case-control sampling* bezieht sich auf binäre Ergebnisvariablen. Hierbei werden binäre Regressionen mit der folgenden allgemeinen parametrischen Form $pr(Y =$

¹ Mit bekannten Testproblemen ist gemeint, dass bei Hypothesentests immer berücksichtigt werden muss, dass es sowohl für die Nullhypothese als auch für die Gegenhypothese Ablehnungswahrscheinlichkeiten gibt, die voneinander abhängig sind (Typ 1,2 - Fehler).

$1|\mathbf{x}) = pr(\mathbf{x}; \mathbf{f})$ spezifiziert und das wahrscheinlichkeitstheoretische Verhalten von Y als eine Funktion der beobachteten Werte der erklärenden Variablen in \mathbf{x} . Hierbei werden aus einer endlichen Grundgesamtheit (*finite population*) unabhängige Stichproben gezogen, da das Interesse den Modellparametern der Superpopulation gilt. *Case-control* Daten hängen in besonderem Maße von der binären Ergebnisvariable und den Selektionswahrscheinlichkeiten ab. Das Design kann deshalb nicht ignoriert werden (vgl. *non-informative sampling*). Die große Abhängigkeit besteht darin, dass aus der endlichen Grundgesamtheit nach Y stratifiziert wird und dann unabhängige Stichproben gezogen werden, die entweder nur *cases* ($Y = 1$) oder nur *control* ($Y = 0$) sind (Scott u. Wild 2009, S. 431f).

2.10 Annahme der bedingten Unabhängigkeit

Die Annahme der bedingten Unabhängigkeit (*strong ignorability*) wird auch als *Conditional Independence Assumption*, CIA) bezeichnet (Hujer 2011, S. 9).¹ Diese Annahme ist die zentrale Grundlage für die meisten Matching-Verfahren, die allerdings nicht über die Daten getestet werden kann (D’Orazio et al. 2006). Bei der Messung von Behandlungseffekten mit binären unbeobachteten (*latent*) Ergebnissen Y_1 (*treatment*) und Y_0 (*control*), besagt die CIA, dass diese, bedingt auf eine Menge von Kovariaten, unabhängig von der Behandlung D sind. In der Literatur findet sich häufig die Schreibweise $(Y_1, Y_0) \perp\!\!\!\perp D | X$. Anders ausgedrückt, es werden bedingte Wahrscheinlichkeiten betrachtet. $P(A|B)$ besagt, dass eine Aussage über Ereignis A , unter der Annahme, dass B mit absoluter Sicherheit bekannt ist, gemacht wird. Hingegen besagt $P(A|B) = P(A)$, dass A und B unabhängig sind, da unser Vorwissen (*belief*) oder unsere Überzeugung (bayessche Wahrscheinlichkeitsbegriff) sich durch die zusätzliche Information von B nicht ändert. Gilt $P(A|B, C) = P(A|C)$, dann ist A von B bedingt unabhängig (*conditional independent*), wenn C gegeben ist. Das heißt, sobald die Information über C bekannt ist, ändert sich das Vorwissen über A durch zusätzliche Kenntnis von B nicht mehr (vgl. Pearl 2009, S. 3). Dies kann auch folgendermaßen ausgedrückt werden: sobald Z gegeben (bekannt) ist, sind X und Y bedingt unabhängig, wenn $P(x|y, z) = P(x|z)$ mit $P(y, z) > 0$. Die Interpretation davon ist, dass das Wissen über Y keine zusätzliche Information über X liefert wenn Z bereits bekannt ist (vgl. ebd., S. 11).²

2.10.1 Strong Ignorability

Der von Rosenbaum u. Rubin (1983) eingeführte Begriff *strong ignorability*, $(Y_1, Y_0) \perp\!\!\!\perp D | X$, ist eine Möglichkeit – wenn die Annahme zutrifft – Behandlungseffekte zu schätzen. Die

1 Smith (2011, S. 490) beschreibt *Ignorability* kurz und prägnant als die Forderung, dass der Zuordnungsmechanismus zur Behandlung keine Auswirkungen auf die Ergebnisse (*Outcomes*) hat. Dadurch wird impliziert, dass die Selektionsverzerrung gleich Null ist.

2 Modelle die bedingte Unabhängigkeit voraussetzen berücksichtigen nur beobachtbare Variablen wie beispielsweise *Propensity Score*-Methoden (MaCurdy et al. 2011, S. 2f).

Annahme erlaubt es die Formeln entsprechend zu ändern, um die Effekte trotz unbeobachtbarer Variablen zu berechnen. Pearl (2009, S. 341f) jedoch kritisiert diese Annahme, weil sie auf unbeobachtbaren (kontrafaktischen) Variablen aufbaut und deshalb eine Anwendung im Prinzip nicht zuverlässig beurteilt werden kann. Die Annahme ist also verletzt, wenn unbeobachtbare Faktoren sowohl die latenten Ergebnisvariablen (*latent outcomes*) als auch die Behandlungsvariable (*treatment variable*) beeinflussen und es ist im Allgemeinen nicht möglich diese unbekannten Faktoren auszuschließen. In diesem Zusammenhang gilt in der Regel die Annahme von der Abwesenheit allgemeiner Gleichgewichtseffekte (*stable unit treatment value assumption*, SUTVA). Das heißt, dass die Behandlung einer Person keine Effekte auf andere Individuen hat, die individuelle Entscheidung zur Teilnahme unabhängig von anderen Individuen getroffen wird und somit Übertragungseffekte sowohl auf mikro- also auch makroökonomischer Ebenen ausgeschlossen werden (vgl. Hujer 2011, S. 7f). Matching-Methoden und inverse wahrscheinlichkeitsgewichtete Schätzer legen diese Annahmen bei der Schätzung von durchschnittlichen Behandlungseffekten zugrunde.

2.10.2 Inverse Wahrscheinlichkeitsgewichtung

Studiendesigns, die Unterschiede zwischen der zu untersuchenden Gruppe und der gezogenen Stichprobe aufweisen, müssen oftmals auf die statistische Technik des *inverse probability weighting* zurückgreifen, um effizientere und unverzerrtere Schätzer als bei ungewichteten Schätzern zu erhalten.¹ Methoden, die beispielsweise Stratifizierung als Stichprobendesign einsetzen, müssen die Untersuchungsgruppen in der Stichprobe entsprechend ihrem Aufkommen in der Grundgesamtheit gewichten.² Der *Horvitz-Thompson* Schätzer des Mittelwertes gewichtet beispielsweise bei bekannten Stichprobenauswahlwahrscheinlichkeiten die Beobachtungen mit der inversen Wahrscheinlichkeit (vgl. Horvitz u. Thompson 1952). Im Falle von fehlenden Daten wird *inverse probability weighting* ebenso angewendet, um damit Elemente, die durch fehlende Daten in der Stichprobe unterrepräsentiert sind, aufzublähen. Hierbei muss die Stichprobeneintrittswahrscheinlichkeit geschätzt werden (Wikipedia 2012a).

1 In der englischsprachigen Literatur wird Gewichtung als *inverse probability weighting* oder *probability weights* bezeichnet. Der Begriff inverse oder reziproke Wahrscheinlichkeitsgewichtung bezieht sich auf den Zusammenhang, dass diese Gewichte so konstruiert sind, dass sie umgekehrt proportional zu der Stichprobeneintrittswahrscheinlichkeit sind. Die Stichprobeneintrittswahrscheinlichkeit bezeichnet hierbei die Wahrscheinlichkeit eines Elementes zufällig in der Stichprobe enthalten zu sein (Cameron u. Trivedi 2009, S. 106).

2 Stratifizierung bezeichnet eine geschichtete Stichprobe. Hierbei wird die Stichprobe so definiert, dass sie bezüglich der Merkmale der Grundgesamtheit repräsentativ ist. Es wird zwischen proportional und disproportional geschichteten Stichproben unterschieden. Das heißt, dass Unterschiede zwischen den Verteilungen der Merkmale in der Stichprobe und der Grundgesamtheit auftreten können (disproportional) (Bortz et al. 2010b, S. 81f).

2.10.2.1 Herleitung der reziproken Wahrscheinlichkeitsgewichtung

Der Erwartungswert $E[Y_1]$ kann unter Verwendung des Gesetzes des iterierten Erwartungswertes und der CIA folgendermaßen umformuliert werden:

$$E[Y_1] = E[E[Y_1|X]] = E[E[Y_1|X, D = 1]] = E[E[DY|X, D = 1]] \quad (2.15)$$

$$\text{mit } DY = D(Y_1 + (1 - D)Y_0) = DY_1 \quad (2.16)$$

Der Erwartungswert¹ ist

$$E[DY|X] = Pr(D = 1|X)E[DY|X, D = 1] \quad (2.18)$$

$$E[DY|X, D = 1] = \frac{E[DY|X]}{Pr(D = 1|X)} \quad (2.19)$$

und daraus folgt für $E[Y_1]$

$$E[Y_1] = E[E[DY|X, D = 1]] = E\left[\frac{E[DY|X]}{Pr(D = 1|X)}\right] \quad (2.20)$$

$$= E\left[E\left[\frac{DY}{Pr(D = 1|X)} \middle| X\right]\right] \quad (2.21)$$

$$E[Y_1] = E\left[\frac{DY}{Pr(D = 1|X)}\right] \quad (2.22)$$

Es kann damit der Erwartungswert der unbeobachtbaren Variablen Y_1 durch einen Erwartungswert, der nur aus beobachtbaren Variablen besteht, berechnet werden. Der *average treatment effect* kann in gleicher Form bestimmt werden:

$$E[Y_1 - Y_0] = E\left[\left(\frac{D}{Pr(D = 1|X)} - \frac{1 - D}{1 - Pr(D = 1|X)}\right)Y\right] \quad (2.23)$$

Der *inverse probability weighting*-Schätzer verwendet den eindimensionalen *Propensity Score*

$$p(X) = Pr(D = 1|X) = E[D|X] \quad (2.24)$$

Dieser kann bei gültiger CIA verwendet werden, um die Kovariate zu ersetzen:

$$(Y_1, Y_0) \perp\!\!\!\perp D|X \Rightarrow (Y_1, Y_0) \perp\!\!\!\perp D|p(X) \quad (2.25)$$

¹ Dieses Ergebnis lässt sich besser verstehen, wenn man den Erwartungswert einer binären Zufallsvariable betrachtet:

$$E[DY|X] = Pr(D = 1|X)E[DY|X, D = 1] + Pr(D = 0|X)E[DY|X, D = 0] \quad (2.17)$$

und es gilt $0 < p(X) < 1$. Das heißt, dass für jeden X-Wert Behandlungs- und Kontrollbeobachtungen vorliegen müssen. Der Schätzer für den durchschnittlichen Behandlungseffekt (ATE) ergibt sich daher nun aus den zugehörigen Stichprobenwerten und nimmt die folgende Struktur an. $\hat{p}(X_i)$ bezeichnet den Schätzer des *Propensity Scores*.

$$\hat{\Delta}^{ATE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{D_i}{\hat{p}(X_i)} - \frac{1 - D_i}{1 - \hat{p}(X_i)} Y_i \right) \quad (2.26)$$

2.11 Propensity Score Methode

Rosenbaum u. Rubin (1983) bezeichnen den *Propensity Score* (PS) folgendermaßen: „The propensity score is the conditional probability of assignment to a particular treatment given a vector of observed covariates.“^{1,2} Das heißt, dass der PS die Wahrscheinlichkeit bezeichnet mit der, bei gegebenen Kovariaten, ein Individuum behandelt wird (Heckman u. Navarro-Lozano 2004, S. 30).³ Die *Propensity Score* Methode wird oft für kausale Analysen in Beobachtungsstudien verwendet. Insbesondere wird auf wünschenswerte Eigenschaften in endlichen Stichproben hingewiesen (Pearl 2009, S. 348ff). PS werden im Allgemeinen bei Matching-Verfahren eingesetzt und schätzen die Wahrscheinlichkeit in die Behandlungsgruppe zu kommen $P(Y = 1|\mathbf{x})$. Hierbei wird im Grunde eine Regression (KQ, Logit, Probit) geschätzt, die die Zuordnungswahrscheinlichkeit mit der Behandlung als abhängige und die *pre-treatment* Variablen als Kovariate verwendet.⁴ Liegen die Ergebnisse der Zuordnungswahrscheinlichkeiten vor, werden Individuen mit ähnlichen beziehungsweise gleichen PS, aber unterschiedlicher Behandlung, einander zugeordnet. Der Behandlungseffekt ist die mittlere Differenz zwischen diesen beiden Gruppen. Die Idee dahinter ist, dass Behandlungseffekte meistens nicht direkt geschätzt werden können, da die Behandlung für ein Individuum immer nur eine Ausprägung realisiert und nie beide Zustände gleichzeitig beobachtet werden können. Das heißt, ein individueller Effekt ist technisch nicht messbar und es werden stattdessen Durchschnittseffekte gemessen (*Average Treatment Effect*, ATE und *Average Treatment Effect on the Treated*, ATT). Die von Rubin (1974) entwickelte Methode erlaubt es, die Gleichungen der Durchschnittseffekte – unter besonderen Annahmen (Conditional Independence Assumption) – so umzuformulieren, dass sie nicht mehr von unbeobachteten Effekten, sondern nur noch von beobachteten Variablen abhängen. Matching-Verfahren versuchen das Problem so zu lösen, indem sie Individuen

1 Rosenbaum u. Rubin (1983, S. 41).

2 Propensity Score Methoden zählen zu den sogenannten Matching-Verfahren. Dabei handelt es sich um eine nichtparametrische Methode, um Durchschnittseffekte zu schätzen. Es wird für jede Behandlungsbeobachtung eine oder der Durchschnitt von mehreren Kontrollbeobachtungen mit ähnlichen Charakteristika ausgewählt.

3 Diese Formulierung besagt, dass die Information der Kovariate vorhanden ist und auf diese bedingt wird.

4 Als *pre-treatment* Kovariate werden Kontrollvariablen bezeichnet, die bereits vor Durchführung der Behandlung bekannt sind beziehungsweise bekannt sein müssen.

jeweils in der Behandlungs- und Kontrollgruppe vergleichen, die identische beziehungsweise möglichst ähnliche Kovariate besitzen. Daraus entsteht jedoch ein Dimensionsproblem, wenn viele *pre-treatment* Kovariate eine signifikante Rolle spielen, da es dann zunehmend problematisch wird, vergleichbarer Fälle in den beiden Gruppen zu finden.¹ Die PS-Methode setzt genau an diesem Punkt an und führt zu einer Dimensionsreduktion auf eine eindimensionale Wahrscheinlichkeit. Obwohl diese Methode sich in der empirischen Literatur sehr weit verbreitet hat, bleibt jedoch zu berücksichtigen, dass diese im Prinzip ein statistischer Kunstgriff ist, der nicht die Probleme der zugrundeliegenden Kausalanalyse behebt.² Die Wahl der Kovariate, um den PS zu schätzen, ist von großer Bedeutung und es verbleibt zu kritisieren, dass im Falle von unbeobachteten Variablen (*unobserved confounders*) die Ergebnisse verzerrt sind (*bias*). Einen kritischen Blick auf die *Propensity Score* Methode wird von Pearl (2009) aufgezeigt und Angrist u. Pischke (2008) stellen die Existenz der Methode in Frage, da in einem Vergleich mit gewichteten Regressionen formal und empirisch identische Ergebnisse erzielt werden können.

2.12 Pseudo-Maximum-Likelihood Schätzung

Der Maximum-Likelihood-Schätzer (ML) basiert auf einer Verteilungsannahme des zugrundeliegenden datengenerierenden Prozesses (DGP) und wenn diese verletzt ist, kann der ML-Schätzer inkonsistente Ergebnisse liefern. Setzt man die ML-Schätzung bei nicht normalverteilten Residuen ein, dann wird dies als Pseudo-Maximum-Likelihood-Schätzung bezeichnet. Das heißt, die ML-Schätzung wird mit einer falsch bestimmten Dichte durchgeführt (Cameron u. Trivedi 2005). Im Falle von endlichen Stichproben sind die Parameter unbekannt und der *population maximum likelihood estimator* kann nur mit Stichprobendaten geschätzt werden (Lehtonen u. Veijanen 2009). Dies wird auch als *Pseudolikelihood* bezeichnet (vgl. Pfeffermann 2009, S. 426).

2.12.1 Likelihood-Funktion

Als *Likelihood*-Funktion wird eine Funktion aus den Parametern eines statistischen Modells bezeichnet. Die *Likelihood*-Funktion besteht aus einer Menge an Parametern bei gegebenen beobachteten Ergebnissen und ist identisch mit der Wahrscheinlichkeit der beobachteten Ergebnisse bei gegebenen Parameterwerten.³ Die *Likelihood*-Funktion hat zum Ziel die Verteilungsparameter von vorhandenen Daten zu schätzen, so dass auf die zugrundeliegenden

1 Siehe Racine (2008, S. 21ff); Horowitz (2009, S. 3ff) zur weiteren Erläuterung des Dimensionsproblems in nichtparametrischen Schätzverfahren. Dieses wird in der Literatur auch als *curse of dimensionality* bezeichnet und drückt das Problem nichtparametrischer Schätzverfahren aus. Das heißt, dass sobald die Anzahl (Dimension) der erklärenden Variablen zunimmt ($X \geq 2$), die Schätzungenauigkeit stark ansteigt, da sich die Konvergenzgeschwindigkeit stark verringert (Horowitz 2009, S. 5).

2 Das heißt, dass Korrelationen und Assoziationen natürlich noch keine kausalen Schlüsse zulassen.

3 Die Ergebnisse (*Outcomes*) und Kovariate sind hierbei Realisationen einer bestimmten Stichprobe.

Verteilungsparameter geschlossen werden kann. Hierfür muss ein konkretes Verteilungsmodell angenommen werden. Im Vergleich dazu gibt die Dichtefunktion die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten der Daten bei gegebenen Verteilungsparametern an. Eine direkte Interpretation der Werte hat keine inhaltliche Bedeutung, sondern der Vergleich von Werten oder deren Verhältnisse (*Likelihood Ratios*, LR) geben Aufschluss über die Verteilung.¹ Die *Log-Likelihood*-Funktion ist die logarithmierte *Likelihood*-Funktion und wird bei der Maximum-Likelihood-Methode verwendet, um die Vorteile der Summenschreibweise nutzen zu können.² Hierbei wird die erste und zweite Ableitung des Gleichungssystems der Likelihood-Funktion gebildet und die gewünschten Parameter der Dichtefunktion geschätzt (MLE) (Wikipedia 2012b).

2.12.2 Sample Likelihood

Die beim *probability weighting* auftretenden Probleme können durch die Verwendung der Stichprobenverteilung vermieden werden. Insbesondere wird kein Vorwissen über die Design- und latenten Variablen benötigt. Denn diese beeinflussen direkt die Stichprobenauswahl und Antwortwahrscheinlichkeiten. Dadurch können die Populations- und Stichprobendichten direkt modelliert werden. Es müssen jedoch die Stichproben- und Antwortwahrscheinlichkeiten als Funktionen der beobachteten Daten spezifiziert werden. Es werden vollständige Antworten (*full response*) angenommen (es liegt für jedes Element der Stichprobe die Information *treatment/control* vor). Siehe in Kapitel 2.9 für die genaue Definition der Dichtefunktionen. Die Herleitung des Zusammenhangs zwischen Populationsmodell und Stichprobenmodell unter Verwendung der Dichtefunktionen ist von Skinner (1994) expliziert worden. Im Allgemeinen werden mit Stichprobendaten Stichprobenmodelle geschätzt und damit dann die Inferenz zu den Populationsmodellen hergestellt. Skinner weist zudem darauf hin, dass die bestehenden Ansätze unter Verwendung von Gewichten (*conventional weighting (inefficient estimation)*, *model-based adjustments based on population adjustment (information about population might not be available)*) durch eine vorherige Bestimmung der Populationsmodelle beschränkt sind (vgl. Skinner 1994, S. 133; vgl. Pfeffermann u. Sverchkov 2009, S. 468ff).³ Pfeffermann et al. (vgl. 1998, S. 1089) zeigen, dass die gemeinsame Dichte \mathbf{Y}_s, \mathbf{I} bedingt auf Z durch die Integration über die nicht in den Stichproben enthaltenen Einheiten $\mathbf{Y}_{\bar{s}}$ (aber in der Grundgesamtheit) und die Stichprobeneinheiten dabei konstant gehalten werden (vgl. Gleichung 2.2 ebd., S. 1089):

$$f(\mathbf{y}_s, \mathbf{i}|z) = \int Pr(\mathbf{i}|\mathbf{y}_s, \mathbf{y}_{\bar{s}}, z) f_p(\mathbf{y}_s, \mathbf{y}_{\bar{s}}|z) d\mathbf{y}_{\bar{s}} \quad (2.27)$$

1 Die Maximum Likelihood Methode gibt an, welcher spezifische Wert für die Verteilung am wahrscheinlichsten ist.

2 Dadurch wird die Anwendung von Ableitungen und Grenzwertsätzen erleichtert.

3 Das zugrundeliegenden Populationsmodell ist im Allgemeinen jedoch unbekannt und muss deshalb iterativ und explorativ herausgearbeitet werden.

Diese Gleichung vereinfacht sich allerdings um $Pr(\mathbf{i}|\mathbf{y}_s, \mathbf{y}_{\bar{s}}, z)$, wenn man den Stichprobenauswahlmechanismus ignoriert. Es können jedoch Verzerrungen bei der Inferenz auftreten. Es bleibt aber zu beachten, dass, wenn die Stichprobeneintrittswahrscheinlichkeit ausschließlich von Z abhängt, gilt:

$$Pr(\mathbf{i}|\mathbf{y}_s, \mathbf{y}_{\bar{s}}, z) = Pr(\mathbf{i}|z) \quad (2.28)$$

$$\text{und } f(\mathbf{y}_s, \mathbf{i}|z) = f(\mathbf{y}_s|z) \quad (2.29)$$

Das heißt, dass der Selektionsprozess ignoriert werden kann (*sampling mechanism is ignorable*), indem auf alle Designvariablen der Grundgesamtheit bedingt wird, die einen Einfluss auf die Stichprobenauswahlwahrscheinlichkeit haben. Die Spezifikationen in Pfeffermann et al. (1998, S. 1092) bringen zu Tage, dass die Dichtefunktion der Stichprobe für eine gegebene Dichtefunktion der Grundgesamtheit durch den bedingten Erwartungswert $E_p(\pi_i|y_i, \mathbf{x}_i)$ vollkommen definiert wird. Dieser kann mit den *selection probabilities* in Form von Stichprobengewichten $w_i = 1/\pi_i$ aus den Stichprobendaten geschätzt werden. Des Weiteren ist eine Kenntnis über die vollständige Verteilung von π_i nicht notwendig. Als *Sample Likelihood* wird das zu lösende *Likelihood*-Gleichungssystem bezeichnet, dass auf dem Stichprobenmodell beruht. Hierbei wird das Gleichungssystem zur Berechnung des Erwartungswertes der Stichprobengewichte in Abhängigkeit von der Stichprobendichte und dem Parameter θ der Populationsdichte betrachtet (vgl. Pfeffermann u. Sverchkov 2009, S. 472ff).

2.12.3 Full Likelihood

Das Problem besteht aus der Berechnung des Stichprobenmodells (Dichte) in Abhängigkeit von dem Populationsmodell (Dichte mit dem unbekannten Parameter θ). Es geht darum das Gleichungssystem der Erwartungswerte der Grundgesamtheit in Abhängigkeit von den Ableitungen der Populationsdichte (Gradientenvektor von θ) zu lösen. Die Besonderheit in den folgenden Ansätzen liegt daher darin begründet, dass für die Schätzung nur die beobachteten Daten $(y_i, x_i, w_i), i \in s$, verwendet werden. Die Verwendung von *full likelihood* gründet auf die Annahme, dass Wissen beziehungsweise Information über die Kovariate (x_j) in der Grundgesamtheit (U) vorliegt $x_j, j \in U$ (und Information über das Untersuchungsdesign). Jedoch gilt im Allgemeinen, dass die Parameter der Grundgesamtheit unbekannt sind (vgl. ebd., S. 471f u. Abschnitt 4.4). Theoretisch bietet *full likelihood* eine effizientere Schätzmethode für die unbekannten Parameter, indem die *likelihood* Funktion auf der gemeinsamen Dichtefunktion der Stichprobendaten und den

sample membership indicators basiert.¹

$$f(I_U, y_s | x_s, x_{\bar{s}}; \theta, \gamma) = \prod_{i \in s} Pr(i \in s | y_i, x_i; \gamma) f_U(y_i | x_i; \theta) \times \prod_{j \notin s} [1 - Pr(j \in s | x_j; \theta, \gamma)] \quad (2.30)$$

mit $I_U = I_1, \dots, I_N$ und $Pr(j \in s | x_j) = \int Pr(j \in s | y_j, x_j) f_U(y_j | x_j) dy_j$ ist der *propensity score* für Einheit j (vgl. Pfeffermann u. Sverchkov 2009, S. 474f u. Abschnitt 4.4). Eine andere Möglichkeit die *likelihood* Funktion zu berechnen ist das *missing information principle* (MIP) anzuwenden. Das heißt, dass der Stichprobengradient (Ableitungen der Dichte der Stichprobe nach ihren Parametern) als bedingter Erwartungswert des Populationsgradienten bei gegebenen Stichprobendaten formuliert wird. Chambers u. Skinner (2003) definieren die *full-sample likelihood* als $L_s(\gamma) = f(y_s, x_s, I_U, z_U; \gamma)$ und (y_s, x_s) bezeichnen die beobachteten Ergebnisse und Kovariate und z_U ist die bekannte Matrix der Populationsdaten, die der Stichprobe zugrundeliegen. Die zugehörige *full-population likelihood* ist als $L_U(\gamma) = f(y_U, x_U, I_U, z_U; \gamma)$ mit $y_U = (y_s, y_{\bar{s}})$ und $x_U = (x_s, x_{\bar{s}})$ definiert. Es bleibt aber zu beachten, dass hier *full response* angenommen wurde und der Vorteil der Verwendung von *sample likelihood* oder *full likelihood* ist, dass praktisch kein Wissen über die Stichprobenselektion und die Antwortwahrscheinlichkeiten vorhanden sein muss. Jedoch werden in diesem Falle die zwei Auswahlprozesse als Funktionen der vorhandenen Daten modelliert.

2.12.4 Erwartungswert Stichprobengewichte

Die Stichprobengewichte sind notwendig, um die Dichtefunktionen des Populations- und Stichprobenmodells zu schätzen. Das Stichprobenmodell enthält den Parameter θ , der dem Populationsmodell zugrunde liegt. Der Erwartungswert der Stichprobengewichte $E_s(w_i | y_i, x_i; \gamma)$ wird durch den Parameter γ bestimmt. E_s kann mit einer Regression von w_i auf (y_i, x_i) (der Erwartungswert der Stichprobengewichte hängt also von der abhängigen und der unabhängigen Variable ab) geschätzt werden. Die Stichprobengewichte müssen jedoch bekannt sein. Dies ist der Fall bei *full response* oder wenn die Antwortwahrscheinlichkeiten (es muss $\hat{\gamma}$ betrachtet werden) ausreichend genau geschätzt werden können (vgl. Absatz 4.3 Pfeffermann u. Sverchkov 2009, S. 471f).

2.12.5 Theoretische und praktische Identifizierbarkeit

Es muss jedoch gewährleistet sein, dass die Stichprobendichte bezüglich ihrer Parameter identifizierbar (alle Parameter der Dichte müssen bestimmt werden können) ist. Das Problem kann im Allgemeinen vermieden werden, wenn bei der Schätzung nicht die gleichen Kovariate für das Populationsmodell und dem Modell für die Antwortwahrscheinlichkeiten

¹ Die *sample membership indicators* sind Indikatorfunktionen, die anzeigen ob ein Element aus der Grundgesamtheit in der Stichprobe vorhanden ist.

(*response probabilities*) verwendet werden (mindestens eine Variable ist verschieden). Pfeffermann et al. (1998) weisen in ihrem Artikel auf mögliche Probleme bei der Identifikation der Parameter des Stichprobenmodells hin.

2.13 Stichprobenverteilung und Inferenz

Das Modell für die Verteilung der Stichproben (*sample distribution*) ist die Verteilung von *outcomes* bei einer Stichprobe und wird konzipiert als eine Funktion der Verteilung der Grundgesamtheit und den Stichprobenauswahlwahrscheinlichkeiten (*sample selection probabilities*). Jedoch müssen hierbei die Erwartungswerte der Stichproben- und Antwortwahrscheinlichkeiten als Funktionen der beobachteten Daten modelliert werden (vgl. Pfeffermann 2009, S. 427).

2.14 Populationsbegriff

Es ist eine wesentliche Voraussetzung, dass die zu untersuchende Grundgesamtheit klar definiert ist. Denn es soll mit Stichprobendaten eine Aussage über die Population gemacht werden und dies ist nur möglich, wenn diese eindeutig eingegrenzt wurde. Insbesondere bei Beobachtungsdaten (nicht zufällig) wird in der Stichprobentheorie oftmals angenommen, dass diese beobachteten Ergebnisse als Stichprobe von einer größeren *superpopulation* (diese muss nicht existieren) entstanden sind. Es kann jedoch sein, dass die gezogenen Stichprobe aus einer anderen Grundgesamtheit stammt als angenommen wird beziehungsweise die von Interesse ist (z.B. von Ratten auf Menschen schließen).

2.15 Double Robustness

Die Eigenschaft eines Schätzers *doubly robust* zu sein bezieht sich auf die Schätzung von Populationsmittelwerten bei unvollständigen Daten. Damit Parameterschätzer durch unvollständige Daten nicht verzerrt werden, muss eine Korrektur vorgenommen werden. Das Hauptproblem besteht aus der Korrelation der Kovariate mit der abhängigen Variable und den fehlenden Daten. Eine Möglichkeit dieses Problem zu lösen ist es, die fehlenden Daten durch Schätzer des Zusammenhanges der Kovariate mit der abhängigen Variable zu ersetzen. Die andere Möglichkeit ist, die auf die Kovariate bedingte Wahrscheinlichkeit zu berechnen, dass Daten fehlen und diese als Gewichte zu verwenden (oder Strata). Die Eigenschaft *doubly robust* eines Schätzers bezieht sich auch darauf, dass Methoden verwendet werden, die beide Modelle gleichzeitig verwenden und auch dann konsistente Ergebnisse liefern, wenn eines der beiden Modelle inkorrekt spezifiziert ist (Kang u. Schafer 2007).

2.15.1 Stratifizierung

Bei der Auswahl von Zufallsstichproben gibt es mehrere Auswahl- und Konstruktionsmöglichkeiten. Die einfache und uneingeschränkte Zufallsstichprobe kann in Ziehen mit oder ohne Zurücklegen unterteilt werden. Dies hat einen Einfluss auf die Schätzung des Mittelwertes der Stichprobe und die Berechnung der Varianz und die Konfidenzintervalle. Des Weiteren gibt es beispielsweise geschichtete Zufallsstichproben, Klumpenstichproben und mehrstufige Stichprobenverfahren.¹ Ebenso gibt es verschiedene Möglichkeiten um mit fehlenden Werten in den Daten umzugehen. Diese werden als Imputationsverfahren bezeichnet.² Die Anwendung von Stratifizierung ist notwendig, wenn beispielsweise die Auswahl der zu untersuchenden Haushalte nicht über vollständige Adressbücher erfolgen kann. Als übliche Unterteilungen werden oftmals sich nicht überschneidende geographische Einheiten, mit dem Ziel die Genauigkeit der Schätzer zu verbessern, verwendet. Die einzelnen Strata sind mit dem Ziel gebildet worden, möglichst homogene Gruppen zu bilden. Das heißt, dass innerhalb der Gruppe die Unterschiede möglichst gering und zwischen den Gruppen möglichst groß sind (United Nations 2005, S 49f).

2.16 Standardfehler

Der Standardfehler ist ein Gütemaß für einen Schätzer und zeigt dessen Streuung an. Deshalb hat die Berechnung der Standardfehler eine hohe Bedeutung, weil diese dazu dienen, die Signifikanz der Punktschätzer zu bewerten und Konfidenzintervalle zu bilden, um zu sehen in welchem Bereich sich der Schätzer bewegt. Im Falle von einfachen Regression wird angenommen, dass die Standardfehler normalverteilt und homoskedastisch sind. Das heißt, dass sich die Varianz der Residuen (Fehlergrößen) mit den Beobachtungen nicht ändert und somit konstant ist. Wenn sich die Varianz über die Beobachtungen ändert, spricht man von Heteroskedastie.³ Bei heteroskedastischen Standardfehlern muss eine robuste Varianz berechnet werden, die im Allgemeinen auf asymptotischen Approximationen beruht und deren Qualität stark von den Eigenschaften des Schätzers in endlichen Stichproben abhängt. Des Weiteren wird in den Standardmodellen angenommen, dass die Residuen unabhängig und identisch verteilt sind. Das heißt, dass jede Beobachtung zufällig aus der Grundgesamtheit gezogen wurde und unabhängig von den anderen Beobachtungen ist. Angrist u. Pischke (2008, S. 293) bezeichnen diese Vorgehensweise als „tollkühn“. In Querschnittsdaten treten Korrelationen oftmals in Klumpenform auf und dies muss bei der

1 Bei der geschichteten Zufallsstichprobe wird die Population in mehrere sich nicht überlappende Gruppen anhand bestimmter Merkmale unterteilt, sogenannte Schichten.

2 Imputationen (*multiple imputations*) sind Verfahren in der Statistik, die fehlende Daten in Stichproben ergänzen.

3 Siehe (Winker 2010, S. 170ff) für eine Diskussion der Heteroskedastie im Rahmen der Residualanalyse. Das Auftreten von Heteroskedastie kann dann erwartet werden, wenn die Residuen eine Funktion des Regressanden sind.

Berechnung der Standardfehler berücksichtigt werden. Sogenannte „Cluster“ oder Klumpen bezeichnen Gruppen die ähnliche Umgebungsbedingungen und Einflussvariablen haben. Durch diese Ähnlichkeiten können dann Abhängigkeiten entstehen. Als Beispiele sind zu nennen die Testergebnisse in Klassen oder Schulen, die aufgrund der sozialen Struktur miteinander korrelieren. In Längsschnittdaten werden Differenzenschätzer (*differences-in-differences estimation strategies*) eingesetzt, um Abhängigkeiten über die Zeit zu berücksichtigen.¹ Im Allgemeinen gilt, dass robuste Standardfehler vorzuziehen sind. Allerdings ist zu beachten, dass es theoretisch gesehen relevant sein kann, welcher Schätzer verwendet wird. Denn die Anwendung von robusten Schätzern auf homoskedastische Residuen führt zu verzerrten Ergebnissen und geringerer Effizienz (Angrist u. Pischke 2008, S. 29 ff). Im Unterschied zum Standardfehler zeigt die Standardabweichung die im Datensatz vorhandene Streuung des Parameters an. Das heißt, dass damit die Eigenschaften der realisierten Daten beschrieben werden.

2.17 Signifikanz

In der klassischen Statistik ist das Signifikanzniveau (P-Wert) ein entscheidendes Kriterium, um die Wirkung von Effekten in Studien zu beurteilen. Es ist jedoch zu beachten, dass wenn ein sehr geringer P-Wert zum Verwerfen der Nullhypothese und Annahme der Gegenhypothese führt, mit relativer Sicherheit ein zufälliges Ergebnis ausgeschlossen werden kann. Allerdings ist es nicht möglich Verzerrungen als weitere Ursache auszuschließen. Das gleiche gilt für einen großen P-Wert, der das Verwerfen der Nullhypothese nicht ermöglicht und ein nichtsignifikantes Ergebnis liefert. Das heißt, dass ein zufälliges Ergebnis mit relativ hoher Sicherheit nicht ausgeschlossen werden kann. Es kann aber nicht gezeigt werden, dass Zufall die beste oder einzige Erklärung ist (Weisberg 2010, S. 189).

2.18 Nichtparametrische Identifikation

Wilcox (2009, S. 290) beschreibt nichtparametrische Methoden folgendermaßen: „Generally, nonparametric methods provide alternative ways of describing and detecting differences among groups and associations among variables.“ Die Werkzeuge zur Berechnung und Identifikation in Strukturgleichungsmodellen bedienen sich der Linearen Algebra. Das heißt, dass die Strukturformeln explizit formuliert werden können (Pearl 1998, S. 258ff). Allerdings ist dies in nichtparametrischen Modellen nicht mehr möglich, da die funktionale Form der Strukturgleichungsmodelle und die Verteilungsfunktionen der Fehlerterme nicht spezifiziert wird. Die Verwendung nichtparametrischer Spezifikationen lässt sich darin begründen, dass die in parametrischen Modellen gemachten Linearitäts- und Verteilungsannahmen

¹ Abhängigkeiten über die Zeit werden auch als Autokorrelationen bezeichnet. Siehe (Winker 2010, S. 176ff) für eine Definition von Autokorrelation bezüglich der Residuen im Zusammenhang mit der Zeitreihenanalyse.

nicht ausreichend begründet werden können. Die zugrundeliegenden Funktionen können beliebige nichtlineare Formen annehmen und gelten für jede Verteilung der Fehlerterme. Die in parametrischen Modellen verwendeten Pfadkoeffizienten existieren nicht mehr und damit können direkte und indirekte Effekte auch nicht mehr direkt in Gleichungsform berechnet werden. Prinzipiell ist es nun das Ziel, die unbekannten Funktionen durch die Daten eindeutig abzubilden. Jedoch ist dies nicht direkt möglich, da Funktionen und Verteilungen die Eigenschaft haben, dass eine Wahrscheinlichkeitsverteilung durch unterschiedliche Funktionen produziert werden kann und diese jeweils einen anderen datengenerierenden Prozess abbilden (Pearl 1998, S. 259ff). Ein nichtparametrisches Modell ist deshalb genau dann identifizierbar, wenn alle Möglichkeiten für die Wahl der Modellparameter (Funktionen, Verteilungen) die gleiche Wahrscheinlichkeit für die beobachtete Verteilung liefern.

2.19 Der Bootstrap

Als Bootstrapping wird ein Verfahren in der Statistik bezeichnet, das zu den Resampling-Methoden zählt. Resampling-Methoden ziehen Stichproben aus der Ausgangsstichprobe und dienen dazu die Eigenschaften von Schätzern zu untersuchen oder sie zu verbessern. Die bekanntesten Methoden sind Jackknife und Bootstrap.¹ Es handelt sich hierbei um nichtparametrische Methoden, die dazu verwendet werden um Standardfehler oder Konfidenzintervalle (KI) zu berechnen.² Die Bootstrap-Methode findet Anwendung in Simulationen, da aus der vorhandenen Stichprobe wiederholt und mit Zurücklegen neue Stichproben gezogen werden. Diese neuen Stichproben dienen dazu, die Momente der Schätzer neu zu schätzen und diese zu verwenden, um Verzerrungskorrekturen an den Stichprobenschätzern vorzunehmen. Die häufigsten Formen sind Bootstrap Varianzschätzer und Bootstrap Bias-Schätzer. Des Weiteren können Bootstrap-Methoden auch angewendet werden, um die Verteilung einer Teststatistik zu schätzen. Es gelten jedoch strenge Annahmen, damit die Methoden uneingeschränkt eingesetzt werden können. Eine wichtige Voraussetzung ist, dass die Elemente der Stichprobe unabhängig und identisch verteilt sind und gewisse Regularitätsbedingungen gelten (vgl. Wasserman 2010, S. 27-41; DasGupta

1 Die Jackknife-Methode dient dazu, die Verzerrung (*Bias*) eines Schätzers zu schätzen oder einen besseren Schätzer zu konstruieren.

2 Eine umfassende, einführende und deutschsprachige Einführung zu dem Thema Bootstrap mit einem Überblick über die verfügbare Literatur gibt Shikano (2010) in einer verständlichen und nicht rein mathematischen Form.

2008, S. 461-491).^{1,2}

2.19.1 Anwendung der Bootstrap-Methode

Bootstrap-Methoden finden oftmals praktische Anwendung in der Schätzung von Standardfehlern und der Verbesserung asymptotischer Eigenschaften, wenn es entweder nicht möglich oder formal schwierig ist, geschlossene analytische Gleichungen der Varianz zu erhalten. Diese Schätzer werden dazu verwendet Teststatistiken oder Konfidenzintervalle zu berechnen. Diese Methode wird auch als nichtparametrischer Bootstrap bezeichnet, weil keine weiteren Informationen aus der bedingten Verteilung der abhängigen Variablen gegeben der unabhängigen Variablen verwendet wird (Cameron u. Trivedi 2010, S. 429ff).

2.20 Instrumentalvariablen

Instrumentalvariablen (IV) bezeichnen in der Ökonometrie eine Methode, in der versucht wird, Korrekturen bezüglich unbeobachtbaren Variablen vorzunehmen. Bradlow (1998, S. 286) bezeichnet die Methode der Instrumentalvariablen als partielle Randomisierung. Diese Bezeichnung bezieht sich insbesondere auf die Anwendung von randomisierten Anreizbedingungen, um Verzerrungen der Schätzer wie beispielsweise Selbstselektion zu vermeiden, zu korrigieren oder zu kontrollieren. Die IV-Methode erlaubt es, theoretisch kausale Schlussfolgerungen zu ziehen. Die Hauptmotivation Instrumentalvariablen zu verwenden, liegt darin begründet, dass hierbei ermöglicht wird, unbeobachtbare gemeinsame Ursachen der abhängigen und unabhängigen Variablen zu sehen. Jedoch sind genau diese Eigenschaften auch die Achillessehne der IV-Methode, da der Fehlerterm im Allgemeinen unbekannt ist und es statistisch nicht möglich ist, zu testen, ob das Instrument mit dem Fehlerterm korreliert.³ Das heißt, dass ein Instrument über thematisches Hintergrundwissen kausaler Zusammenhänge ausgewählt werden muss; dieses Verfahren erlaubt einen gewissen subjektiven Spielraum (Reiss 2005, S. 972f). Im Bereich der IV werden explizit Annahmen

-
- 1 Regularitätsbedingungen sind eine Menge an Voraussetzungen und Annahmen, die es erlauben, konsistente Schätzer zu erhalten. Das heißt, dass der Schätzer die Eigenschaft hat, dass er für $n \rightarrow \infty$ asymptotisch gegen seinen wahren Wert konvergiert. Dazu gehören beispielsweise die Existenz endlicher Momente, die Differenzierbarkeit der Schätzfunktion und die unabhängige und identische Verteilung der Zufallsvariablen.
 - 2 Siehe Mariano et al. (2008, S. 437ff) für eine technische und empirische Darstellung wie sich der Approximationsfehler, der im Falle eines verschachtelten Bootstraps durch die durchgeführte Monte-Carlo Simulation zusätzlich entsteht, im Zusammenhang mit dem Näherungsfehler durch den Bootstrap verhält. Es ist nun von Interesse sicherzustellen, dass der Simulationsfehler nicht den Bootstrap-Fehler dominiert und dabei stellt sich die Frage, welche Anzahl von Wiederholungen in Abhängigkeit von der Stichprobengröße notwendig sind. Das Ergebnis hierbei ist, dass im Falle eines verschachtelten (*nested*) Bootstrap die Gesamtanzahl der Wiederholungen beispielsweise die Bedingung $S \geq n^5$ erfüllen muss. S bezeichnet hier die Gesamtanzahl der Wiederholungen und n den Stichprobenumfang.
 - 3 Der Fehlerterm bezeichnet den bei der Regression entstandenen Schätzfehler und wird als Störgröße, Schätzfehler, Residuum oder Fehlerterm bezeichnet.

über Kausalität getroffen. Die Wirkungsrichtung der einzelnen Variablen muss festgelegt werden und Ursache und Wirkung sind der Untersuchungsgegenstand. Jedoch ist zu berücksichtigen, dass die Definition von Kausalität in diesem Zusammenhang nicht klar umgrenzt ist, spezifische Annahmen über Kausalität getroffen werden, viele Annahmen nicht geprüft werden können beziehungsweise verletzt sind und statistische Methoden verwendet werden, die sprachlich und formal nur Korrelationen feststellen können. Des Weiteren werden Instrumentalvariablen verwendet, um kausale Effekte zu identifizieren. Insbesondere bei der Existenz von endogenen Variablen können Instrumentalvariablen dazu verwendet werden, kausale Effekte zu identifizieren.¹ Das heißt jedoch nicht, dass mit dieser Methode kausale Wirkungsmechanismen identifiziert werden können (Imai et al. 2011, S. 783). Deaton (2010a,b) weist auf die Problematik der Anwendung von Instrumentalvariablen in diesem Zusammenhang hin und kritisiert diese Vorgehensweise als *Blackbox*-Ansatz für kausale Inferenz, da die zugrundeliegenden Mechanismen nicht dargestellt werden können. Imai et al. (2011, S. 783) stellen eine Möglichkeit vor, den mit starken Annahmen belegten Ansatz der Instrumentalvariablen zu erweitern und in neuen Studiendesigns zu implementieren, damit kausale Wirkungsmechanismen identifiziert werden können.

2.20.1 Entstehungsgeschichte der Instrumentalvariablen

Die Entstehung der Idee der Methode der Instrumentalvariablen wird zumeist auf Wright (1928) und dessen Forschung bezüglich der kausalen gleichzeitigen Schätzung von Angebots- und Nachfragekurven zurückgeführt. Hierbei ist das Problem, dass sowohl die Mengen als auch die Preise für beide Kurven gleichzeitig im Gleichgewicht entstehen und in einem simultanen Gleichungssystem die Steigungen nicht direkt berechnet oder geschätzt werden können, bedingt durch die gleichzeitigen Wirkungen. Die IV-Methode löst nun das stochastische simultane Gleichungssystem, indem Variablen eingesetzt werden, die nur auf eine Gleichung, beispielsweise Angebot, einen Effekt haben, um den Effekt der anderen Gleichung, beispielsweise Nachfrage, zu bereinigen. Die erste Einführung und Entwicklung der Methode der Instrumentalvariablen wird auf Reiersøl (1941) im Zusammenhang mit Fehler-in-den-Variablen-Modellen und Geary (1943/1944) zurückgeführt. Der Begriff Fehler-in-den-Variablen-Modelle bezieht sich auf Regressionsmodelle, deren unabhängige Variablen zufällige Fehler enthalten und dadurch der gewöhnliche KQ-Schätzer nicht mehr konsistente Ergebnisse liefert, da die geschätzten Parameter zur Null hin verzerrt sind, also unterschätzt werden (vgl. Angrist u. Pischke 2008, S. 114f).² Das heißt, dass die wahren

1 Endogene Variablen sind Variablen, die durch im Modell nicht berücksichtigte Variablen beeinflusst werden und dadurch mit dem Fehlerterm korrelieren.

2 Gelman (2009) rezensiert das Buch von Angrist u. Pischke (2008) und ordnet die beschriebenen Methoden und Erkenntnisse aus seiner Sicht als Statistiker ein. Ebenso wird Bezug genommen auf die aufgezeigten Methoden und kritisiert, dass keine statistische Modellbildung diskutiert wird, sondern ausschließlich Methoden für Querschnittsdaten behandelt und keine Hinweise auf beispielsweise Zeitreihen und Stichprobenmethoden gemacht werden. Damit bleibt die Eingrenzung des Themas unklar.

Regressoren nicht beobachtet werden können und beispielsweise durch Messfehler verzerrt sind. Die Instrumentalvariable ist nun ein Element, das zusätzliche Informationen über den wahren Regressor liefern kann, wenn sie mit diesem korreliert, aber nicht mit den Messfehlern der beobachteten Variable (Carter u. Fuller 1980, S. 687).¹ Damit können Messfehler explizit modelliert werden.² In beiden Fällen ist die Formulierung noch nicht exakt auf das heutige Verständnis von Instrumentalvariablen zugeschnitten und in mehrere Methoden integriert und subsumiert. Reiersøl (1941) entwickelt seine Analyse aus der *Confluence Analysis* von Frisch (1934) und bezieht sich erst einige Jahre später direkt auf den Begriff der Instrumentalvariablen (Reiersøl 1945).³ Aldrich (1993) gibt darüber eine ausführliche Analyse, vergleicht die beiden unterschiedlichen Ansätze von Reiersøl (1941) und Geary (1943/1944) und gibt Einblicke in deren theoretische Grundlagen und wie die Bedeutung dieser Werke auf die Entwicklung der Instrumentalvariablen einzuschätzen ist. Des Weiteren ist eine kurze Zusammenfassung über die Geschichte der Erfindung der Regression mit Instrumentalvariablen in Stock u. Trebbi (2003) zu finden.⁴

2.20.2 Annahmen im Grundmodell

Im einfachsten parametrischen Modell für Instrumentalvariablen wird der Datengenerierende Prozess durch die folgenden Annahmen beschrieben: Linearität, Unabhängigkeit, Exogenität der Instrumente, Identifizierbarkeit oder Relevanz der Instrumente und Struktur der Fehlerterme.⁵ Die Annahme der Linearität bezieht sich auf die Struktur der Regressionsgleichung. Die Unabhängigkeit bezeichnet, dass abhängige, unabhängige Variablen und die Instrumente für alle Beobachtungen unabhängig identisch verteilt sind. Die Exogenität der Instrumente bedeutet, dass Instrumente und exogene Variablen nicht mit dem Fehlerterm korrelieren. Identifizierbarkeit oder Relevanz der Instrumente be-

1 Durbin (1954, S. 26ff) betrachtet Instrumentalvariablen im Fehler-in-den-Variablen-Modell, dadurch bedingte Verzerrungen in endlichen Stichproben durch Annahmeverletzungen, Effizienzverluste durch eine größere Varianz und Erweiterungen auf ein multiples Regressionsmodell, sowie den Umgang mit Überidentifizierung durch mehr vorhandene Instrumente als notwendig in simultanen Gleichungssystemen.

2 Der Begriff Fehler-in-den-Variablen-Modell ist eine Übersetzung des englischen Fachbegriffes *Errors-in-Variables Model*.

3 Hendry u. Morgan (1989) führen eine ausführliche Analyse der *Confluence Analysis* durch, erweitern diese und setzen sie in den historischen Zusammenhang für die weitere Entwicklung der theoretischen Ökonometrie. Denn es handelt sich hierbei um die erste theoretische Behandlung einer ökonometrischen Fragestellung und hat diese stark geprägt (ebd., S. 51f).

4 Newhouse u. McClellan (1998) geben eine intuitive und nichttechnische Einführung in die Theorie und Anwendung der Methode der Instrumentalvariablen anhand der Wirkung von Katheterisierung auf die Sterberaten der Patienten.

5 Die Annahme der Linearität bezieht sich auf die Eigenschaften des Erwartungswertes. Unabhängig davon ob diskrete oder stetige Zufallsvariablen von Interesse sind, gilt immer die Linearität des Erwartungswertes. Das heißt also, dass der Erwartungswert von Summen immer die Summe der Erwartungswerte ist. Dies ist deshalb eine so zentrale und oft verwendete Annahme, da die meisten Regressionen Erwartungswertregression sind.

zeichnet die notwendige Korrelation zwischen Instrument und endogenen Variablen; es müssen mindestens genau so viele Instrumente wie endogenen Variablen existieren. Die Struktur der Residuen bezieht sich auf die Verteilung der Fehler. Diese können konstant über alle Beobachtungen sein (homoskedastisch) oder variieren (heteroskedastisch).^{1,2} Bei der Analyse von Behandlungseffekten kann zwischen homogenen und heterogenen Effekten unterschieden werden. Ein homogener Behandlungseffekt bezeichnet den Fall, bei dem die Behandlung bei allen gleich wirkt. Dies ist die einfachste Standardmethode. Bei heterogenen Behandlungseffekten muss überlegt werden, für wen oder welche Gruppe das Instrument wirkt; es werden marginale Effekte betrachtet (eine andere Beschreibung für welche Gruppe von Personen das Instrument einen Einfluss hat, beispielsweise nur für „Compliers“). Meistens können nicht die Wirkungen auf die Grundgesamtheit untersucht werden, sondern nur auf eine Teilgruppe der Stichprobe. Die Einführung und Entwicklung von Methoden die heterogenen Behandlungseffekten berücksichtigen, wurden von Angrist et al. (1996); Imbens u. Angrist (1994) entwickelt. Das Hauptaugenmerk liegt nun auf der Identifikation der Behandlungsgruppen für die Daten vorliegen (*never-taker*, *complier*, *defier*, *always-taker*). Die Gruppe der *Compliers* ist meistens identifizierbar (allerdings nicht immer die interessierende) und stellt den Effekt des Instrumentes dar.³

2.20.3 Interpretation und Darstellungen von Instrumentalvariablen-Schätzer

Es gibt verschiedene Möglichkeiten den Parameterschätzer mit Instrumentalvariablen formal darzustellen und zu interpretieren. Dies ist abhängig von der Form der Schätzgleichung (linear, quadratisch, polynomiell) und der zugrundeliegenden Schreibweise beziehungsweise der Anzahl der endogenen, exogenen Variablen und Instrumente (Summenschreibweise, Vektorschreibweise). Mit einem Skalar sowohl als Regressor als auch als Instrument kann der Schätzer im eindimensionalen Fall folgendermaßen dargestellt werden (vgl. Cameron u. Trivedi 2005, S. 98ff) :

$$\hat{\beta}_{IV} = (z'x)^{-1}z'y \quad (2.31)$$

- 1 Es wird folgende Regressionsgleichung betrachtet: $y_i = x_i'\beta + u_i$. y_i ist die abhängige Variable, x_i' ein Vektor mit erklärenden Variablen, β ein Parametervektor, u_i das Residuum und z_i' der Vektor der exogenen Variablen. Alle endogenen Variablen sind nur in x_i' , alle exogenen Variablen sowohl in x_i' als auch in z_i' und alle nur in z_i' enthaltenen sind ausgeschlossene oder Instrumentalvariablen.
- 2 Der Begriff exogene Variable in einem Modell bezieht sich auf die Eigenschaft einer Variable, die nicht innerhalb, sondern außerhalb des Modells festgelegt wird. Es wird damit explizit die Entstehung dieser Variablen nicht durch das verwendete Modell erklärt und die exogene Variable als gegeben angenommen. Für den Falle, dass exogene Variablen das Ergebnis beeinflussen, ist es notwendig deren Wirkungsstruktur zu kennen (DiNardo u. Lee 2011, S. 470).
- 3 Die Verwendung von Instrumentalvariablen im Zusammenhang mit allgemeinen linearen Modellen unter der Anwesenheit von unbeobachteten Störvariablen und ihre Anwendung in der Epidemiologie ist in Johnston et al. (2008) zu finden.

Im Falle von mehrdimensionalen Regressoren und Instrumenten können diese in Vektoren gefasst werden:

$$\hat{\beta}_{IV} = (\mathbf{z}'\mathbf{x})^{-1}\mathbf{z}'\mathbf{y} \quad (2.32)$$

und im Falle der multivariaten Regression können die Gleichungssysteme in Matrizenform dargestellt werden:

$$\hat{\beta}_{IV} = (\mathbf{Z}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{Z}'\mathbf{y} \quad (2.33)$$

Im linearen Modell kann der IV-Schätzer als Verhältnis der Parameterschätzer oder Kovarianzen dargestellt werden und der Regressionskoeffizient kann nun als das Verhältnis zwischen der Regression der abhängigen Variable auf das Instrument (reduzierte Form) und der Regression der endogenen Variablen auf das Instrument (erste Stufe) interpretiert werden.^{1,2}

$$\hat{\beta}_{IV} = \frac{Cov(y_i, z_i)}{Cov(x_i, z_i)} = \frac{Cov(y_i, z_i)/V(z_i)}{Cov(x_i, z_i)/V(z_i)} \quad (2.34)$$

$$\hat{\beta}_{IV} = \frac{r_{zy} \sqrt{\mathbf{y}'\mathbf{y}}}{r_{zx} \sqrt{\mathbf{x}'\mathbf{x}}} \quad (2.35)$$

Es ist also direkt ersichtlich, dass wenn die geschätzten Parameter in der ersten Stufe nicht relevant sind und das Instrument somit nur einen geringen oder keinen Erklärungsgehalt für den endogenen Regressor bietet, dies direkte Auswirkungen auf den IV-Schätzer $\hat{\beta}_{IV}$ hat. Zum einen werden die IV-Schätzer keine weitere Erkenntnisse geben und zum anderen werden die Standardfehler extrem groß, so dass keine sinnvollen Intervalle für die Punktschätzer berechnet werden können. Die Instrumentalvariablen-Methode hat die Eigenschaft, zu versuchen, Selektionsverzerrungen, die durch unbeobachtbare Variablen entstehen, in der Modellbildung direkt zu berücksichtigen. Dies ist bei Matching-Verfahren nicht der Fall. Hier wird angenommen, dass alle vorhandenen möglichen Verzerrungen durch beobachtbare Variablen erfasst werden können (Blundell u. Dias 2009, S. 606).

-
- 1 Im Rahmen von simultanen Gleichungsmodellen können die Gleichungen unterschiedlich dargestellt werden. Die strukturellen Gleichungen (*structural form*) formulieren den ökonomischen oder kausalen Zusammenhang und enthalten auf der rechten Seite der Gleichung sowohl exogene als auch endogene erklärende Variablen. Dieses Gleichungssystem kann nun so umgeformt werden, dass sich auf der rechten Seite der Gleichungen nur exogene erklärende Variablen befinden. Diese werden als reduzierte Form bezeichnet (*reduced form*). Die Gleichungen in der reduzierten Form haben die Eigenschaft, dass die Regressionsgleichungen nichtlineare Parameter enthalten und eine konsistente Schätzung mittels nicht linearer KQ-Schätzung erfolgen muss. Allerdings ist eine sinnvolle Interpretation der geschätzten Parameter nicht mehr möglich (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 527ff).
 - 2 In der Statistik beschreibt ein lineares Modell ein Gleichungssystem. Der Begriff linear bezieht sich hierbei auf den Exponenten der gesuchten Parameter, die im Gleichungssystem im Exponenten entweder Null oder Eins stehen haben; die unabhängigen Variablen sind additiv verbunden.

2.20.4 Heterogenität

Die Verwendung traditioneller Methoden zur Untersuchung kausaler Effekte setzt die Annahme voraus, dass sich beispielsweise binäre Behandlungseffekte homogen verteilen. Das heißt, dass die auftretenden Wirkungen bei allen Individuen gleich groß ausfallen. Im Falle von Heterogenität ist der Effekt auf jedes Individuum unterschiedlich und die herkömmlichen Schätzmethoden versagen nun konsistente Effekte zu schätzen und lassen keine kausale Inferenz mehr zu (Morgan u. Winship 2007, S. 199). Des Weiteren können die Effekte zwischen Behandlungs- und Kontrollgruppe unterschiedlich sein, wenn die Kontrollgruppe als Behandlungsgruppe ausgewählt werden würde. Im Falle von Instrumentalvariablen stellt sich das Problem, dass die Variation zwischen den Individuen auf unbeobachtbare Variablen zurückzuführen ist und eine Identifikation des durchschnittlichen Behandlungseffektes (ATE) nur unter sehr starken Annahmen möglich ist. Diese Annahmen versagen jedoch meistens in der Praxis (vgl. Dias 2002, S. 25f).

2.20.5 Instrumentalvariablen und Graphische Pfadanalyse

Im Rahmen der grafischen Pfadanalyse werden kausale Effekte in Diagrammen abgebildet. Es wird zwischen gerichteten und ungerichteten Graphen unterschieden. Die sogenannten gerichteten azyklischen Graphen stellen Beziehungen zwischen den einzelnen Variablen her und definieren ihre Wirkungsrichtung.¹ Brito (2010, S. 299) bezeichnet die Methode der Instrumentalvariablen als Weg, um kausale Effekte zu identifizieren, wenn die Korrelation zwischen zwei Variablen nicht vollständig auf ihre kausale Beziehung zurückzuführen ist. Das heißt, dass die Korrelation sich aus kausalen Wirkungen und Einflüssen von Störtermen zusammensetzt. Es geht nun darum die Voraussetzungen und Annahmen für ein valides Modell in grafischer Form darzustellen. Eine andere Form ein valides Modell zu

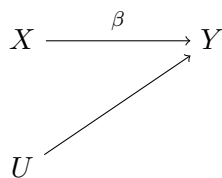


Abbildung 2.1: Pfaddiagramm Einfachregression mit unkorreliertem Regressor: Direkter Effekt identifiziert (β). Es gilt, dass der Fehlerterm nicht mit dem Regressor korreliert und der Schätzer damit unverzerrt ist: $E(U | X) = 0$.
Quelle: eigene Darstellung

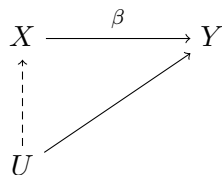


Abbildung 2.2: Pfaddiagramm Einfachregression mit korreliertem Regressor (X ist endogen): Direkte und indirekte Effekte nicht identifiziert. Es gilt, dass der Fehlerterm mit dem Regressor korreliert und damit der Schätzer verzerrt ist: $E(U | X) \neq 0$. β misst nun den direkten Effekt von X und den indirekten Effekt von U .
Quelle: eigene Darstellung

1 Auch als Directed Acyclical Graphs (DAG) bezeichnet.

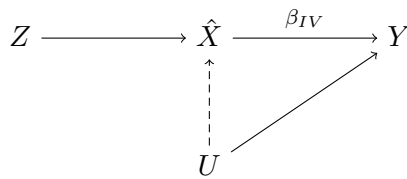


Abbildung 2.3: Pfaddiagramm Einfachregression mit korreliertem Regressor X und Instrumentalvariable Z . Der Regressor X ist nun endogen durch die Korrelation mit U und durch die Verwendung des Instrumentes Z wird nur der dadurch erklärte exogene Teil \hat{X} für die Schätzung verwendet, der nicht mehr mit dem Störterm korreliert.
Quelle: eigene Darstellung

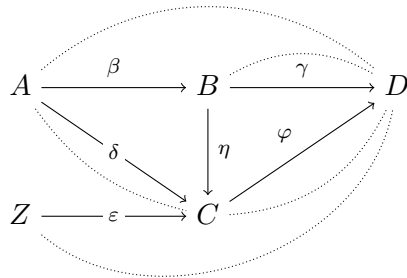


Abbildung 2.4: Beispiel für ein komplexes gerichtetes Pfaddiagramm und möglichen Abhängigkeiten, die sowohl beobachtbar als auch unbeobachtbar sind. In diesem Falle ist keine Identifikation der einzelnen Effekte möglich. D bezeichnet die abhängige Variable, B und C sind Regressoren, A und Z die jeweils zugehörigen Instrumente.
Quelle: eigene Darstellung

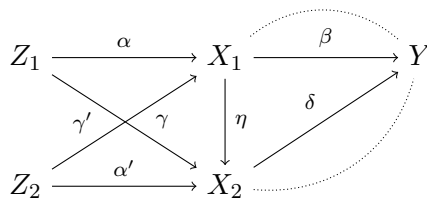


Abbildung 2.5: Komplexes gerichtetes Pfaddiagramm mit unbeobachtbaren Einflüssen und Identifikation von β und δ mit zwei Instrumentalvariablen. Y bezeichnet die abhängige Variable, X_1 und X_2 sind Regressoren, Z_1 und Z_2 die jeweils zugehörigen Instrumente.
Quelle: eigene Darstellung

bezeichnen, ist zu sagen, dass die kausalen Effekte identifiziert sind. Des Weiteren können graphische Modelle für Inferenz und kausale Analysen eingesetzt werden. Insbesondere finden sie Verwendung bei der Formulierung von bedingten Unabhängigkeiten. Grafische Modelle können dazu verwendet werden, um kausale Effekte zu schätzen. Der Vorteil liegt darin, dass hierbei die Annahmen des Experimentes, der gezogenen Stichprobe oder der Selektionsmechanismen in Diagrammen explizit dargestellt werden können. Es muss jedoch berücksichtigt werden, dass mit dieser Form der Analyse im Allgemeinen nur festgestellt werden kann, ob bedingte Unabhängigkeiten bestehen. Dabei werden keine funktionalen Annahmen in Form parametrischer Schätzer oder Modelle über den Selektionsprozess angenommen. Dies ist jedoch notwendig, wenn Effekte geschätzt werden sollen (Didelez et al. 2010, S. 385).¹

¹ (Pearl 2009) untersucht und unterscheidet im Zusammenhang mit der graphischen Pfadanalyse die folgenden Eigenschaften: G-Markovian und Markov-Äquivalenz, Faktorisierung, Graph Separation, D-Separation, Criterion oder Moralization Criterion und Collapsibility und untersucht ebenfalls die Bedeutung der Identifizierbarkeit von kausalen Modellen (ebd., S. 77f).

2.20.6 Definition Instrumentalvariablen-Ansatz nach Hujer

Hujer (2011, S. 8) beschreibt die Methode der Instrumentalvariablen, deren Zusammenhang mit der Schätzung durchschnittlicher Effekte und die wichtigsten Probleme folgendermaßen. Der Instrumentalvariablen-Ansatz:

Ein Modell zur Lösung des Problems der Selektionsverzerrung aufgrund unbeobachteter Faktoren ist die Verwendung von Instrumentalvariablen. Dabei muss eine Variable gefunden werden, die die Teilnahme beeinflusst, aber keine Wirkung auf die Ergebnisvariable hat. Im Hinblick auf die Anwendbarkeit in empirischen Analysen ergibt sich das Problem, geeignete Instrumente zu finden, die diese Bedingungen erfüllen. Darüber hinaus ist zu beachten, dass im allgemeinen heterogene Maßnahmeeffekte vorliegen, d.h. der individuelle Maßnahmeeffekt ist sowohl von beobachteten als auch von unbeobachteten Unterschieden bestimmt. In diesem Fall wird durch den Instrumentalvariablen-Ansatz nicht der durchschnittliche Maßnahmeeffekt ATT, sondern der „Local Average Treatment“ (LATE)-Effekt identifiziert. Dieser Effekt ist die mittlere Veränderung der Ergebnisvariablen, die durch eine Variation der Instrumentalvariablen bewirkt wird. Somit wird der geschätzte Effekt von der gewählten Instrumentalvariablen bestimmt (vgl. dazu Blundell und Costa Dias 2009).¹

Im Vergleich hierzu beschreiben Morgan u. Winship (2007, S. 187ff) die Verwendung von Instrumentalvariablen, wenn perfekte Stratifizierung der Daten nicht erreicht werden kann und bedingte Momentenmethoden, um kausale Effekte zu schätzen, dadurch nicht uneingeschränkt einsetzbar sind.² Die IV-Methode ist nun eine Möglichkeit durch die Variation einer exogenen Variable, die ausschließlich eine Wirkung auf die erklärende aber nicht die Ergebnisvariable hat, kausale Effekte zu schätzen.³ Ebenso bezeichnet Dias (2002, S. 25) die Instrumentalvariablen-Methode als den üblichen Ansatz der Ökonometrie um dem Problem der Endogenität zu begegnen.

2.20.7 Mehrere endogene Variablen und Instrumente

Wenn mehr als eine endogene Variable in der Regressionsgleichung vorhanden sind, ist es notwendig, dass mindestens für jede endogene Variable ein Instrument vorhanden ist, damit das Gleichungssystem identifiziert ist. Die Eigenschaft eines Strukturgleichungssystems ist, dass der Ablauf der Gleichungen als simultan angesehen wird. Das heißt, dass immer alle exogenen Variablen als Instrumente für die erste Stufe (Hilfsregression) und jede einzelne endogene Variable verwendet werden müssen, weil ansonsten verzerrte Schätzer entstehen. Es ist also nicht zulässig, bei zwei endogenen Variablen separate Hilfsregressionen für einzelne endogene Variablen mit unterschiedlichen exogenen Regressoren durchzuführen. Denn es würden die Korrelationen der ausgelassenen exogenen Variablen den Schätzer

1 Der von von Imbens u. Angrist (1994) entwickelte Local Average Treatment Effect (LATE) ist die diskrete Form des Marginal Treatment Effects (Heckman u. Urzúa 2010, Fussnote 9, S. 2).

2 Mit bedingten Momentenmethoden werden hier Regressions- oder Matching-Verfahren bezeichnet.

3 Eine exogene Variable, die durch die im Schätzsystem enthaltenen Variablen nicht beeinflusst wird.

der Vorregression verändern und dadurch würde sich der unberücksichtigte Effekt in dem Parameterschätzer der Hauptregression wiederfinden und diesen verzerren. Dies gilt ebenso für die Konstante der Hauptregression (Baltagi 2011b).

2.21 Identifikation

Identifikation bezeichnet die Bedingung die vorliegen muss, wenn Effekte aus beobachtbaren Daten geschätzt werden sollen. Im Falle, dass die gesuchten Wirkungen nicht über beobachtbare Daten konstruiert und hergeleitet werden können, ist dieser Effekt nicht berechenbar und somit nicht identifiziert. Als Identifizierbarkeit bezeichnet man in der Statistik die Eigenschaft von Schätzmodellen, dass Inferenzstatistik auf sie anwendbar ist.¹ Ein Modell ist dann identifizierbar, wenn es theoretisch möglich ist, die dem Modell zugrundeliegenden wahren Werte zu ermitteln, indem unendlich viele Beobachtungen gemacht (gezogen) wurden (Hall u. Horowitz 2005). Mathematisch bedeutet dies, dass unterschiedliche Werte der Parameter des Modells unterschiedliche Wahrscheinlichkeitsfunktionen der beobachtbaren Variablen erzeugen (Flores-Lagunes 2001). Cameron u. Trivedi (2005, S. 29) beschreiben die Konzepte *observational equivalence* *identifiability* im Rahmen von parametrischen Modellen als ein asymptotisches Konzept, da es hierbei darum geht, die gesuchten Parameter anhand ausreichender Beobachtungen zu bestimmen. Das Ziel ist es nun entweder den Parameter genau zu schätzen (Punktschätzer) oder die Menge zu definieren, in der sich der Parameter befindet. Das Ziel einer statistischen Analyse ist das Lernen von Daten und möglicherweise die Ableitung von kausalen Wirkungen. Die Daten werden aus einer Stichprobe der Grundgesamtheit gezogen, da eine Vollerfassung in der Regel nicht möglich ist.² Werden die Daten beispielsweise aus einem Experiment gewonnen, dann handelt es sich bei den Daten um Realisierungen aus der zugrundeliegende Zufallsvariablen (ZV). Diesen Zufallsvariablen liegt eine wahre Wahrscheinlichkeitsverteilung zugrunde. Es wird hierbei angenommen, dass die Realisationen der ZV unabhängig und identisch verteilt (u.i.v.) sind.³ Das heisst, dass die wiederholte Ziehung von Zufallsvariablen immer aus der gleichen Wahrscheinlichkeitsverteilung erfolgt und jede dieser Ziehungen voneinander unabhängig sind. Die vorhandenen Daten sind damit in der Regel u.i.v., aber die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Zufallsvariable ist normalerweise unbekannt. Das Ziel ist es nun die unbekannte Verteilung der beobachteten Daten zu finden. Hierbei wird ein statistisches Modell verwendet. Ein statistisches Modell ist in diesem Zusammenhang die

1 In der englischsprachigen Literatur unter *Identifiability* zu finden.

2 Die Grundgesamtheit bezeichnet eine wohldefinierte Menge, die unbekannt ist und über die Erkenntnisse erlangt werden sollen. Die Gruppe der 14 bis 49 jährigen Frauen stellt beispielsweise eine zu untersuchende Menge dar. Die Stichprobe stellt eine möglicherweise (im besten Falle) zufällige Untermenge dar. Statistische Inferenz ist das Vorgehen, um aus einer einzelnen Stichprobe Schlüsse auf die basierende Grundgesamtheit zu ziehen. Das ziehen von Schlussfolgerungen ist im Allgemeinen jedoch nur unter restriktiven Annahmen bezüglich dem Verhalten der Zufallsvariable und deren Verteilung möglich.

3 In der englischsprachigen Literatur mit *independent and identically distributed* (i.i.d.) bezeichnet.

Sammlung aller möglichen Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Diese Modelle können mit zusätzlichen Annahmen erweitert werden, um mit den Daten eine Beziehung zu einem kausalen Modell herzustellen. Mittels nichtparametrischer struktureller Gleichungssysteme wird versucht den datengenerierenden Prozess darzustellen. In kausalen Modellen ist es eine Methode kontrafaktische Ergebnisse zu verwenden, um die Wirkung einer Behandlung zu messen. Im weiteren Vorgehen muss geprüft werden, in welcher Form das kausale Modell und die beobachteten Daten zusammenhängen. Diese Beziehung definiert die Möglichkeit, damit die beobachteten Daten durch das kausale Modell ausreichend beschrieben werden können. Das heißt, dass die beobachteten Daten bis auf eine zufällige Fehlervariable durch das kausale Modell als datengenerierender Prozess entstanden sind. Die Festlegung der Beziehung zwischen beobachteten Daten und zugrundeliegendem Modell ermöglicht es nun zu überprüfen, in welchem Ausmaß die gesuchte kausale Wirkung durch die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Daten identifiziert werden kann. Sollte dieses Vorhaben scheitern, ist der kausale Effekt nicht identifizierbar. Die im kausalen Modell getroffenen Annahmen können es ermöglichen, die kausale Wirkung als Wahrscheinlichkeitsverteilung der beobachteten Daten zu formulieren. Dies führt zu einer Identifikation der gesuchten Parameter der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Daten. Diese Parameter lassen sich dann als kausale Effekte bezeichnen (vgl. Laan u. Rose 2011, S. 4ff).¹

2.21.1 Proxy-Variablen als Instrumente

Die Suche nach passenden Proxy-Variablen als Instrumente liegt darin begründet, dass die Instrumentalvariablen mit Fehlern gemessen werden oder nicht direkt gemessen werden können (nicht beobachtbar), so dass es nicht möglich ist, das gewünschte Instrument zu bekommen. Daraus ergibt sich die Notwendigkeit eine Variable zu finden, die mit dem Instrument korreliert. Es gilt, dass ein Proxy nicht alle Kriterien an Instrumentalvariablen erfüllen muss und im Falle eines binären Instrumentes besteht die Möglichkeit, mit einem Proxy den gleichen LATE zu identifizieren. Für die Proxyvariable wird keine strukturelle Gleichung aufgestellt, so dass der Zusammenhang zwischen dem Instrument und dem Fehlerterm (unbeobachteter Zufallsvektor) flexibel ist. Das Instrument muss die relevanten Eigenschaften besitzen (Exogenität, Relevanz, Monotonie) und damit einen Effekt auf die endogene Variable (D , binäre Behandlungsentscheidung) haben. Die Proxy-Variable (W) muss hingegen keinen Effekt auf die abhängige Variable (Y) oder die Behandlungsvariable (D) haben. Des Weiteren muss die Proxy-Variable nicht die für das Instrument (Z) notwendige Bedingung der Monotonie und Exogenität erfüllen. Das heißt, dass eine Proxy-Variable kein Instrument sein muss und unter besonderen Voraussetzungen ist ebenso Endogenität zulässig (Chalak 2012, S. 7f). Dies liegt darin begründet, dass im binären Fall (Instrument, Proxy, Behandlung) der Wald-Schätzer (einfacher IV-Schätzer) unter Verwendung des Proxy-IV den LATE identifiziert. Der LATE

1 Aigner et al. (1984, S. 1355) beschreiben die parametrische Identifikation durch Instrumentalvariablen.

bezeichnet den durchschnittlichen Behandlungseffekt für die Untergruppe der *Complier*. Als *Complier* werden diejenigen bezeichnet, die der Behandlung beitreten, wenn das Instrument von 0 auf 1 wechselt. Die Behandlung kann beispielsweise ein Trainingsprogramm und Finanzhilfen das zugehörige Instrument zur Unterstützung des Trainings sein. Die Gruppe der *Complier* nimmt nur am Trainingsprogramm (1) teil, wenn die Finanzhilfen aktiv (1) sind. Es genügt hierbei (keine Monotonie notwendig), wenn der Proxy, bedingt auf das Instrument Z , im Mittel von der Behandlung (D) und der abhängigen Variable (Y) unabhängig ist (*mean independent*). Der Proxy ist notwendig, weil das Instrument fehlerhaft gemessen wurde (wenn überhaupt) oder einzelne Daten fehlen. Das Modell funktioniert für den lokalen Instrumentalvariablen-Schätzer (LIV), wenn W und Z ein stochastisches Dominanzkriterium bezüglich der gemeinsamen Wahrscheinlichkeitsverteilung von W und Z erfüllen. Das heißt, wenn die auf W bedingte Verteilungsfunktion von Z größer (kleiner) gleich für w und w' ist (wenn nur zwei Ausprägungen vorhanden sind).¹ Das Gleiche gilt auch für mehrere Ausprägungen, wenn sie nach Größe sortiert werden können. Dies ist notwendig, damit die Gewichtungsfunktion für den IV-Schätzer keine negativen Gewichte annimmt. Der hierbei hergeleitete Wald-Schätzer ist dann identisch mit dem gewichteten Durchschnitt der einzelnen LATE-Schätzer für die Untergruppen. Für ein binäres Instrument (und binäre Behandlung) erhält man den durchschnittlichen kausalen Effekt (LATE) und bei einem kontinuierlichen Instrument erhält man den LIV-Schätzer, der dem gewichteten Durchschnitt der marginalen Behandlungseffekte entspricht.² Bei einem unbeobachteten Instrument ist dieses Ergebnis auf Proxy-Variablen übertragbar. Im Falle von binärer Behandlung und binärem Instrument führt die Bedingung der Monotonie dazu, dass die Gruppe der *Defiers* nicht existieren darf (Chalak 2012, S. 6).^{3,4}

2.21.2 Strukturelle Methoden und Programmevaluation

Strukturgleichungsmodelle und Programmevaluation versuchen beide kausale Zusammenhänge zu erklären. Allerdings unterscheiden sich beide Ansätze sowohl bezüglich ihres historischen Ursprungs als auch bezüglich ihrer formalen statistischen Herleitungen. Die Programmevaluation definiert sich über die untersuchten Experimente, untersucht deren Auswirkungen und ist nicht über explizite Parameter in ökonomischen Modellen definiert.

1 Die auf W bedingte Verteilungsfunktion von Z muss absolut kontinuierlich sein (Chalak 2012, S. 13).

2 Lokale Instrumentalvariablen (LIV) werden behandelt von Heckman u. Vytlacil (2001); Heckman et al. (2008).

3 Siehe Klein (2010) für eine Untersuchung der Annahme der Monotonie bei Instrumentalvariablen, die Wirkung von Abweichungen von dieser Annahme und die bedingte Verzerrung bei heterogenen Behandlungseffekten.

4 Die Gruppe der *Defier* verhält sich immer entgegen der Zuteilung. Das heißt, dass bei einer Zuteilung zur Behandlungsgruppe, die Behandlung nicht angenommen und bei einer Zuteilung zur Kontrollgruppe die Behandlung trotzdem durchgeführt wird.

Ebenso ist es nicht möglich individuelle Behandlungseffekte zu messen.¹ Im Vergleich hierzu wird in Strukturgleichungsmodellen die Wirkung direkt in Gleichungsform und mit Parametern angegeben. In diesem Rahmen ist es leichter praxisrelevante Fragestellungen zu formulieren und zu untersuchen. Des Weiteren ist die externe Validität und Prognosefähigkeit höher (Heckman 2010; Pearl 2011).

2.22 Parametrische Instrumentalvariablen-Schätzung

Parametrische Schätzverfahren legen eine feste Gleichungsstruktur zugrunde. Die häufigsten Methoden hierbei sind die Kleinst-Quadrate-Methode (OLS), das allgemeine Lineare Modell (GLS), die Momentenmethode (MM) und Maximum-Likelihood (ML).

2.22.1 Kleinst-Quadrate-Methode

Ordinary Least Squares (OLS) oder Kleinst-Quadrate-Methode bezieht sich auf ein Optimierungsverfahren, dass beispielsweise bei der Schätzung einer Geraden aus beobachteten Daten den quadrierten Abstand zwischen beobachteten Daten und geschätzten Werten – auch als Residuen bezeichnet – minimiert (Lineare Regression). Im Modell wird additiv ein Fehlerterm spezifiziert, der unbeobachtete Fehler erfassen soll. Es werden jedoch strenge Annahmen an die Verteilung der Residuen gestellt. Im Allgemeinen gilt, dass die Fehler unabhängig, identisch und normalverteilt sein müssen. Eine systematische Abweichung von dieser Verteilungsannahme führt zu inkonsistenten Schätzern und kann auch nicht durch eine Vergrößerung der Stichprobe behoben werden.² Eine Erweiterung dieser Methode stellt das allgemeine lineare Modell dar, das auch als *Generalized least squares* (GLS) bezeichnet wird (vgl. Czado u. Schmidt 2011, S. 193ff; Davidson u. MacKinnon 2009, S. 257ff).³ Im Vergleich zum linearen Modell haben nichtlineare Schätzer die Besonderheit, dass im Regressionsmodell ein Polynom betrachtet wird, die Parameter jedoch hierzu linear sind (Carroll et al. 2004, S. 73).

2.22.2 Single-Equation Linear Model

Im Vergleich zu Strukturgleichungsmodellen handelt es sich nicht um ein System von Gleichungen sondern um eine einzelne Gleichung, die im linearen Falle die folgende Form annimmt:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_k X_{ki} + \mu_i \quad (2.36)$$

1 Dies bezeichnet das sogenannte Evaluationsproblem im Rahmen der *Potential Outcome*-Analyse. Das allgemeine Roy-Modell ist eine Möglichkeit diese Fragestellung zu formulieren.

2 Siehe Fahrmeir et al. (2007, S. 475ff) für eine Einführung in die Regressionsanalyse und Fahrmeir et al. (2009) für eine umfassende und anwendungsorientierte deutschsprachige Behandlung parametrischer, nicht- und semiparametrischer Regressionsmethoden.

3 Siehe Greene (2011, S. 262) für eine Besprechung von Instrumentalvariablen im allgemeinen Regressionsmodell.

Hierbei bezeichnet Y_i die abhängige, zu erklärende Variable, X_{ki} die unabhängige, erklärende Variable, β_i die gesuchten Parameter und μ_i die Residuen.

2.22.3 Schätzung mit Instrumentalvariablen

In klassischen parametrischen Schätzverfahren führt eine Verletzung der Annahmen immer sehr schnell zu systematisch verzerrten Schätzern und es kann ebenfalls nie mit absoluter Sicherheit ausgeschlossen werden, dass das postulierte Modell das richtige ist. Denn nur dann bildet das Modell den datengenerierenden Prozess ab und liefert korrekte Schätzergebnisse. Die Methode der Instrumentalvariablen ist ein verbreiteter Ansatz in den empirischen Wissenschaften, um systematische Verzerrungen zu vermeiden. Diese Verzerrungen beziehen sich im einfachsten Falle insbesondere auf KQ-Schätzer und führen immer zu einer Korrelation zwischen Regressoren und Fehlertermen. Dadurch ist die Grundannahme des linearen Regressionsmodells verletzt, ebenso die interne Validität des Modells. Die Auslassung relevanter unabhängiger Variablen, eine falsche funktionale Form des Modells, Messfehler, Stichprobenselektion (*sample selection*) und gleichzeitige Kausalität führen zu verzerrten KQ-Schätzern. Die Methode der Instrumentalvariablen ist ein möglicher theoretischer Lösungsansatz für diese Verzerrungen.

2.22.4 Messfehler

Instrumentalvariablen werden unter anderem dazu verwendet um Messfehler zu korrigieren. Dies funktioniert allerdings nur, wenn es sich um lineare Modelle handelt und sich die Fehlerterme den klassischen Modellannahmen beugen (Bound et al. 2001, S. 3709). Wenn die Fehlerterme nicht u.i.v. sind und endogene Kovariate vorliegen, dann werden inkonsistente Schätzer berechnet, die schlechtere Eigenschaften als die unkorrigierten Modelle haben können. Dies bezieht sich insbesondere auf die Größe der Konfidenzintervalle, da sich die Varianz und damit die Standardfehler bei der Verwendung von Instrumentalvariablen und schwachen Instrumenten überproportional vergrößert.¹ Myers et al. (2011) zeigen in ihrer Simulationsstudie die Verzerrungen durch Instrumentalvariablen, wenn im Schätzverfahren auf diese als unabhängige Variablen bedingt und eine vorhandene Endogenität nicht berücksichtigt wurde.

2.22.5 Two Stage Least Squares

Two Stage Least Squares (TSLS oder 2SLS) ist das zweistufige Schätzverfahren eines einfachen Gleichungssystems, um den IV-Schätzer zu bestimmen. Im Vergleich zum KQ-Schätzer, der im besten Falle unverzerrt und konsistent ist, besitzt der 2SLS-Schätzer nur die Eigenschaft der Konsistenz und ist unabhängig von der Stichprobengröße verzerrt.

1 Eine Übersicht und Diskussion über Messfehler, ihre Probleme und ein Überblick der Literatur, die sich insbesondere auf Umfragedaten in der Ökonometrie bezieht ist in Bound et al. (2001) zu finden.

Das heißt, dass sowohl in endlichen als auch in unendlichen Stichproben die Verzerrung bestehen bleibt. Dies führt insbesondere dann zu starken Verzerrungen, wenn schwache Instrumente verwendet werden und mehr Instrumente als notwendig für die Identifizierung verwendet werden (Überidentifikation). In diesem Falle nähert sich der 2SLS-Schätzer dem Wahrscheinlichkeitslimes des KQ-Schätzers an (Hahn u. Hausman 2003).¹ Dies liegt darin begründet, dass durch die schwache Korrelation der Instrumente mit der endogenen Variable, die erste Stufe des 2SLS-Schätzers keinen weiteren Erklärungsinhalt durch die Instrumente liefern kann und nur noch die zufälligen Schwankungen der endogenen Variable erfasst werden. Die Schätzer aus der ersten Stufe korrelieren daher mit dem Fehlerterm der Hauptregression, weil die endogene Variable mit dem Fehlerterm korreliert und der Schätzer der ersten Stufe diese abbildet. Dieses Problem kann überprüft werden, indem ein F-Test für die erste Stufe ausgeführt wird und damit die Relevanz der Instrumente überprüft werden kann (Angrist u. Pischke 2008, S. 205ff).² In der Praxis existiert die Problemstellung, beispielsweise in einem linearen Modell eines Strukturgleichungssystems, die abhängige Variable durch exogene unabhängige und endogene unabhängige Variablen zu erklären. Im Normalfall werden bei der IV-Schätzung alle Instrumente und alle exogenen Variablen auf die endogene Variable regressiert (Hilfsregression, 1. Stufe) und dieser Schätzer dann in der Hauptregression (2. Stufe) als korrigierte Variable für die endogene Variable eingesetzt. Allerdings muss diese Struktur bei der Berechnung der Standardfehler berücksichtigt werden.

2.22.6 Schwache Instrumente

Hahn u. Hausman (2005) vergleichen die Eigenschaften von OLS und 2SLS in endlichen Stichproben wenn gültige, ungültige oder schwache Instrumente verwendet werden. Hierbei berechnen sie anhand von Simulationen den MSE als Gütekriterium für die Qualität der Schätzer und versuchen die maximale asymptotische Verzerrung des 2SLS zu formulieren. Dies geschieht indem die Autoren Formeln für die Berechnung der Verzerrung und des MSE bereit stellen. Die Quotienten der Verzerrung und der MSE der OLS und 2SLS Schätzer geben die relative Qualität der Schätzer wieder und zeigen einen Zusammenhang

-
- 1 Die Verwendung schwacher Instrumente kann nicht nur zu stärkerer Verzerrung führen sondern auch dazu, dass im Falle von Überidentifikation, der Hausman-Test zu oft durch eine zu klein geschätzte Standardabweichung abgelehnt wird (Hahn u. Hausman 2003, S. 119f). Der Hausman-Test beziehungsweise Durbin-Wu-Hausman Test (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 338ff) vergleicht beispielsweise den OLS- und 2SLS-Schätzer im Falle von Überidentifikation und die Nullhypothese (H_0) nimmt an, dass einer von beiden Schätzern sowohl unter H_0 als auch unter der Gegenhypothese (H_1) konsistent ist, während dies für den anderen Schätzer nur unter H_1 zutrifft. Allerdings gilt die oftmals verletzte Annahme, dass der zu vergleichende Schätzer effizient ist (Cameron u. Trivedi 2010, S. 426f). Siehe Staiger u. Stock (1997a) für ein alternatives Testverfahren.
 - 2 Siehe Baltagi (2011b, S. 257ff) für eine ausführliche Abhandlung über simultane Gleichungssysteme (*simultaneous equation model*), dem Zusammenhang zu 2SLS und Greene (2011, S. 219ff) für eine Beschreibung der Verbindung zwischen Endogenität und Instrumentalvariablen.

zum Bestimmtheitsmaß R^2 auf.¹ In der Simulation kann gezeigt werden, dass es einen klaren Zusammenhang zwischen Bestimmtheitsmaß und Verzerrung/MSE gibt. Sobald ein ausreichend hohes R^2 erreicht wird, ist der MSE der 2SLS-Schätzung geringer als im OLS-Modell.² Chao u. Swanson (2007) formulieren explizite Schätzverfahren, um die Verzerrung und den MSE von Instrumentalvariablen-Schätzern bei schwacher Identifikation zu approximieren. Die explizite Form gibt geschlossene Formeln, so dass eine numerische Schätzung möglich ist. Die Autoren zeigen anhand von Monte-Carlo-Simulationen, dass Verbesserungen bezüglich herkömmlicher Verfahren erreicht und theoretisch konsistente Schätzer konstruiert werden können.³ Die theoretischen Ergebnisse konzentrieren sich auf asymptotische Konvergenzen in Wahrscheinlichkeit. Sie vergleichen ihre Ergebnisse mit bekannten OLS Schätzern und legen ihren Schwerpunkt auf schwache Instrumente und Überidentifikation. Es kann gezeigt werden, dass im Falle von schwach korrelierten Instrumenten konsistente Schätzer erreicht werden, wenn ihre Zahl gegen unendlich konvergiert (ebd., S. 529). Die Ergebnisse sind robust im Vergleich zu den herkömmlichen Schätzmethoden. Das heißt, dass bei relevanten Instrumenten die Schätzer keine schlechteren Eigenschaften aufweisen, wenn der Stichprobenumfang gegen unendlich strebt. Die hergeleiteten Schätzer für den Bias und MSE ermöglichen es, verschiedene neue IV-Schätzer (Parameterschätzer) zu konstruieren, die eine Korrektur enthalten.⁴ Dies stellt eine Verbesserung zu den OLS und herkömmlichen IV-Schätzern dar, die keine Korrektur der Verzerrungen vornehmen und diese auch nicht formulieren können (ebd., S. 531). Für den Fall, dass die Instrumente schwach und mit den endogenen Variablen unkorreliert sind, ist keine Korrektur der Verzerrung möglich, da die Schätzer der Varianz gegen Null konvergieren und das Modell damit nicht identifiziert ist. Im Vergleich zu den OLS und IV-Schätzern ohne Korrektur ist zu bemerken, dass diese in allen Simulationen am schlechtesten abschneiden. Daraus kann geschlossen werden, dass die entwickelte Bias-

1 Das Bestimmtheitsmaß R^2 ist ein Maß für die erklärte Streuung. Die beobachteten Daten weisen im Regelfall eine Streuung auf und es stellt sich die Frage, wie gut das verwendete Modell die Streuung der Daten im Vergleich zu der Gesamtstreuung erklären kann. Das heißt, wenn R^2 sehr klein ist, wird die Streuung nicht durch das Modell erfasst und ist stattdessen in den Residuen wiederzufinden. Ein sehr hohes R^2 bedeutet, dass das verwendete Modell die Streuung zu einem großen Teil erklären kann. Das einfache R^2 hat keine Korrektur für die Größe der Stichprobe und deshalb wurde das sogenannte korrigierte Bestimmtheitsmaß \bar{R}^2 eingeführt. Allerdings muss beachtet werden, dass das Bestimmtheitsmaß im Allgemeinen nur als zusätzlicher Hilfsindikator hinzugezogen werden kann, da über die Genauigkeit und Qualität des verwendeten Modells keine Aussage gemacht werden kann (vgl. Wolf u. Best 2010, S. 617ff).

2 In diesem Falle wird die Grenze bei einem $R^2 \geq 0.1$ gezogen.

3 Im Zusammenhang von Hypothesen- und Signifikanztest ist es nicht immer möglich die Standardfehler umfassender Modelle analytisch zu berechnen, da sie nicht entwickelt werden können oder noch nicht entwickelt worden sind. Die Monte-Carlo-Methode versucht nun die Grenzen des Signifikanzniveaus der unbekannte Verteilung der Nullhypothese über Simulationen zu berechnen (Bortz et al. 2010a, S. 113f).

4 Chao u. Swanson (2007) entwickeln Verfahren, um die asymptotische Verzerrung (ABIAS – Asymptotic BIAS) und den asymptotischen mittleren quadrierten Fehler (AMSE – Asymptotic Mean Squared Error) zu schätzen.

Korrektur des Medians bezüglich der OLS und IV-Schätzer wirksam ist. Dieses Ergebnis gilt ebenso für die Konzentrationswahrscheinlichkeit, die ein Maß für die Genauigkeit des Punktschätzers ist und nur der Schätzer basierend auf dem LIML (local information maximum likelihood) Verfahren liefert unter speziellen Bedingungen (hohe Anzahl schwacher Instrumente und hohe Gewichtung an den Rändern der Verteilung für endliche Stichproben) relativ gute Schätzer (Chao u. Swanson 2007, S. 537).¹

2.22.7 Seemingly Unrelated Regression Model (SUR)

Das Seemingly Unrelated Regression Model (SUR) oder auch multivariate lineare Regressionsmodell bezeichnet ein Modell, dass aus einem System von linearen Regressionsgleichungen besteht und von Zellner (1962) untersucht wurde. Es werden in diesem Falle Querschnittsdaten betrachtet, so dass alle Variablen zu den gleichen Zeitpunkten gemessen werden. Jede einzelne Gleichung bezieht sich auf eine andere abhängige Variable, die sich im Allgemeinen jedoch sehr ähnlich sind. Ein Beispiel hierfür ist der Vergleich makroökonomischer Indikatoren zwischen verschiedenen Ländern.² Im Prinzip könnten die Gleichungen einzeln mit der KQ-Methode geschätzt werden, wenn die unabhängigen Variablen entweder exogen oder deterministisch sind. Der Unterschied zu einer linearen Einfachregression (mit KQ) besteht nun darin, dass mögliche Korrelationen der Fehlerterme zwischen den einzelnen Gleichungen modelliert und damit Interdependenzen berücksichtigt werden. Im einfachsten Falle wird angenommen, dass die Fehlerterme zwar korreliert sein dürfen, aber nur wenn sie homoskedastisch und über die Zeit unkorreliert sind.³ Es gibt jedoch einige restriktive Annahmen bezüglich des auf die Regressoren bedingten Erwartungswertes der Residuen, die bei der Schätzung zu berücksichtigen sind.⁴ Des Weiteren können verschiedene Forderungen an die Kovarianzmatrix Σ gestellt werden, die einen Einfluss auf die Wahl des Schätzverfahren haben. Für die Anwendung von *Generalized Least Squares* (GLS) ist es notwendig, dass die Kovarianzmatrix bekannt ist. Die Verteilung der Fehlerterme muss nicht bekannt sein. Die Verwendung von GLS, obwohl die Kovarianzmatrix unbekannt ist, ist deshalb sinnvoll, weil die Umformung in ein Glei-

1 Siehe Stock u. Yogo (2002, 2005) für weitere Erläuterungen zu schwachen Instrumenten und entsprechenden Testverfahren zur Erkennung schwacher Instrumente.

2 In diesem Zusammenhang bezeichnen Davidson u. MacKinnon (2009, S. 502) die Namenswahl als etwas unglücklich gewählt, weil es sich eigentlich um *seemingly related regressions* handelt.

3 Die daraus resultierende Kovarianzmatrix wird deshalb auch als *contemporaneous covariance matrix* bezeichnet und es gilt $E(u_{ti}u_{tj}) = \sigma_{ij} \forall t$ und $E(u_{ti}u_{sj}) = 0 \forall t \neq s$.

4 Die Annahme der Exogenität ist hierbei von zentraler Bedeutung und kann folgendermaßen formuliert werden: $E(\mathbf{U} | \mathbf{X}) = \mathbf{0}$, wenn sich auf das ganze Gleichungssystem bezogen wird und $E(\mathbf{U}_t | \mathbf{X}_t) = \mathbf{0}$, wenn die Annahme auf die einzelnen Zeilen der Matrizen reduziert wird. $E(\mathbf{U})$ bezeichnet die Matrix der Fehlerterme und $E(\mathbf{X})$ die Matrix der Regressoren.

chungssystem mit partitionierten Matrizen für die analytische Lösung entscheidend ist.¹ Bei unbekannter Kovarianzmatrix besteht die Möglichkeit diese durch einen konsistenten Schätzer zu ersetzen. Hierbei kommt das FGLS-Verfahren (*feasible* GLS) zum Einsatz. Die einzelnen Gleichungen werden mit OLS geschätzt und deren Residuen berechnet. Daraus wird der Schätzer für die Kovarianzmatrix $\hat{\Sigma}$ zusammengesetzt. Allerdings besteht bei diesem Vorgehen die Gefahr, dass der Schätzer wegen der unterschiedlichen Freiheitsgrade der einzelnen Gleichungen und der unbekannten Verteilung der Fehlerterme verzerrt ist. Eine weitere Möglichkeit ist die Annahme, dass die Fehlerterme normalverteilt sind und die Maximum-Likelihood-Methode verwendet werden kann. Hierbei wird die *Loglikelihood*-Funktion der gemeinsamen Dichtefunktion der abhängigen Variablen gebildet.² Für den ML-Schätzer gilt, dass er immer genau dann asymptotisch effizient ist, wenn das zugrundeliegende Modell richtig bestimmt wurde und die Fehlerterme multivariat normalverteilt sind. Allerdings ist zu beachten, dass der iterierte FGMM-Schätzer zum ML-Schätzer konvergiert und deshalb die Eigenschaften des FGMM-Schätzers auf den ML-Schätzer für den Fall von nicht normalverteilten Fehlertermen anzuwenden sind. Dieser Schätzer wird dann als Quasi-ML-Schätzer (QMLE) bezeichnet. Das heißt, dass das Modell zwar fehlspezifiziert ist und dadurch nicht mehr effizient aber, immer noch konsistent ist. Im SUR (bzw. linear simultaneous equations) Modell gilt, dass sowohl für OLS als auch für IV Schritt für Schritt Schätzung der einzelnen Gleichungen zwar konsistent, aber nicht effizient ist. Es gelten die Spezialfälle, dass wenn die Kovarianzmatrix eine Diagonalmatrix ist, der allgemeine IV-Schätzer dem 2SLS-Schätzer für die einzelnen Gleichungen entspricht. Das Gleiche gilt bei exakter Identifikation des IV-Schätzers. Das heißt, dass für jede einzelne Gleichung die Anzahl der Instrumente der Anzahl der erklärenden Variablen entspricht und eine Systemschätzung keinen weiteren Vorteil bringt, da alle Momentenbedingungen

1 Das GLS-Verfahren hat die folgende Zielfunktion (2.37), Bedingungen erster Ordnung (2.38) bezüglich der Minimierung von β_{\bullet} und den daraus abgeleiteten Schätzer (2.39):

$$(\mathbf{y}_{\bullet} - \mathbf{X}_{\bullet}\beta_{\bullet})^T (\Sigma^{-1} \otimes \mathbf{I}_n)(\mathbf{y}_{\bullet} - \mathbf{X}_{\bullet}\beta_{\bullet}) \quad (2.37)$$

$$\mathbf{X}_{\bullet}^T (\Sigma^{-1} \otimes \mathbf{I}_n)(\mathbf{y}_{\bullet} - \mathbf{X}_{\bullet}\hat{\beta}_{\bullet}) = 0 \quad (2.38)$$

$$\hat{\beta}_{\bullet}^{\text{GLS}} = \begin{bmatrix} \sigma^{11} \mathbf{X}_1^T \mathbf{X}_1 & \cdots & \sigma^{1g} \mathbf{X}_1^T \mathbf{X}_g \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma^{g1} \mathbf{X}_g^T \mathbf{X}_1 & \cdots & \sigma^{gg} \mathbf{X}_g^T \mathbf{X}_g \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^g \sigma^{1j} \mathbf{X}_1^T \mathbf{y}_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^g \sigma^{gj} \mathbf{X}_g^T \mathbf{y}_j \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

\mathbf{y}_{\bullet} ist der aus den einzelnen Regressionen zusammengesetzte Vektor der abhängigen Variablen. \mathbf{X}_{\bullet} ist die partitionierte Matrix der gesammelten Regressoren. β_{\bullet} ist der wahre Parametervektor und $\hat{\beta}_{\bullet}$ dessen Schätzer. Σ^{-1} ist die Inverse der wahren Kovarianzmatrix. \otimes stellt das Kroneckerprodukt dar und \mathbf{I}_n die Einheitsmatrix (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 503ff, 257ff).

2 Der *Maximum-Likelihood*-Schätzer (ML) basiert zwar auf einem anderen Modell mit unterschiedlichen Annahmen, aber der Schätzer kann trotzdem in eine Form gebracht werden, die der des GLS-Schätzers ähnelt (2.40). Der Hauptunterschied besteht in der Berechnung der Kovarianzmatrix $\hat{\Sigma}^{\text{ML}}$ (ebd., S. 513ff):

$$\hat{\beta}_{\bullet}^{\text{ML}} = (\mathbf{X}_{\bullet}^T (\hat{\Sigma}_{\text{ML}}^{-1} \otimes \mathbf{I}_n) \mathbf{X}_{\bullet})^{-1} (\hat{\Sigma}_{\text{ML}}^{-1} \otimes \mathbf{I}_n) \mathbf{y}_{\bullet} \quad (2.40)$$

bereits verwendet werden (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 501ff, 525f; Baltagi 2011a, S. 257ff).¹

2.22.8 3 Stage Least Squares (3SLS)

Der von Zellner u. Theil (1962) entwickelte *Three-Stage Least Squares* (3SLS) Schätzer bezieht sich auf die Berechnung von Gleichungssystemen mit dem allgemeinen IV-Schätzer oder 2SLS. Es handelt sich hierbei um einen GMM-Schätzer, der das Problem hat, dass die Kovarianzmatrix unbekannt ist. Dies kann mit der Anwendung des FGMM behoben werden. Die Verwendung von 2SLS ist nur einzeln für jede Gleichung innerhalb des Gleichungssystems möglich. Der 3SLS-Schätzer nutzt nun die über 2SLS geschätzten Residuen, um eine geschätzte Kovarianzmatrix $\hat{\Sigma}_{2SLS}$ aus den einzelnen Gleichungen für das gesamte Gleichungssystem zusammenzusetzen. Das heißt nun, dass der gleichzeitige Systemschätzer für das gesamte Gleichungssystem mit Instrumentalvariablen im Rahmen eines SUR-Modells angewendet werden kann. Es besteht nun ebenso wie im Falle des FGMM die Möglichkeit einen iterierten 3SLS Schätzer zu bilden, indem die Kovarianzmatrix sukzessive mit den vorherigen Schätzern neu geschätzt wird (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 531f). Der 3SLS-Schätzer ist also ein GMM-Schätzer mit einer besonderen Gewichtungsmatrix. Es gilt die zentrale Annahme, dass die auf das Instrument bedingte Varianz der Residuen der unbedingten Varianz entspricht und damit unabhängig von den Instrumenten sein muss. Dies entspricht einer Homoskedastieannahme, die auf Gleichungssysteme erweitert wird. 3SLS kann unter der Voraussetzung, dass die genannte Annahme zutrifft, in endlichen Stichproben bessere Eigenschaften als der optimale GMM-Schätzer haben (Wooldridge 2010, S. 219ff). 3SLS wird dann angewendet, wenn in einem Gleichungssystem alle Gleichungen korrekt spezifiziert sind. In diesem Falle ist der 3SLS Systemschätzer asymptotisch effizienter als Einzelgleichungsschätzer wie 2SLS. Der 2SLS Schätzer ist allerdings robuster, weil 3SLS oder GMM inkonsistent sind, wenn eine der Gleichungen fehlspezifiziert ist (ebd., S. 252).

2.22.9 Künstlich generierte Instrumente

Zusätzliche Instrumente können über nicht lineare Funktionen bestehender Instrumente, beispielsweise Quadrieren, Logarithmieren oder Interaktionen, konstruiert werden. Es wird hierbei der Zusammenhang verwendet, dass nichtlineare Funktionen des Instrumentes weiterhin mit dem Störterm unkorreliert sind. Allerdings ist kritisch zu betrachten, dass diese künstlichen Instrumente nicht mehr direkt über den sachlichen Zusammenhang,

1 In der Matrixschreibweise bedeutet dies, dass die Kovarianzmatrix einen vollen Spaltenrang besitzen muss (die Matrix darf nicht singulär sein). Ansonsten ist es nicht möglich die relevanten Matrizen für den Schätzer zu invertieren und das System ist nicht identifiziert. Dieser Fall kann auftreten, wenn einzelne Gleichungen unteridentifiziert sind. Das heißt, dass die Anzahl der Instrumente kleiner als die Anzahl der erklärenden Variablen ist.

der ursprünglich für den Einsatz des Instrumentes verwendet worden ist, begründet werden können. Weiterhin können bei der Verwendung von künstlichen Instrumenten die Aspekte Identifikation und Effizienz unterschieden werden. Wenn die auf das Instrument (z) bedingte Varianz des Störterms (u) konstant ist (homoskedastisch) und der unbedingten Varianz von u entspricht, dann bringen weitere künstliche Instrumente keinen Nutzen. Im Falle von Heteroskedastie ist der 3SLS (GMM) Schätzer bei Überidentifikation nicht mehr effizient. Diese Aussage steht im Gegensatz zu dem Ergebnis, dass weitere gültige Instrumente im Allgemeinen die asymptotischen Eigenschaften nie verschlechtern können. In der empirischen Anwendung ist bei der Verwendung von künstlichen Instrumenten zu beachten, dass es schwierig ist, die Auswahl der Instrumente zu begründen beziehungsweise Kriterien für die Auswahl zu finden. Des Weiteren gilt, dass wenn zu viele Instrumente (starke Überidentifikation) eingesetzt werden, sich die Eigenschaften des GMM-Schätzers in endlichen Stichproben verschlechtern können. Bei nichtlinearen endogenen Variablen kann dies jedoch notwendig sein, um Modellidentifikation zu erreichen (Wooldridge 2010, S. 260f).

2.22.10 Tests für überidentifizierte Instrumentalvariablen-Schätzer

Bei Strukturgleichungsmodellen und der Verwendung von Instrumentalvariablen gibt es bei der Identifikation drei mögliche Szenarien. Das Kriterium der Identifikation bezieht sich auf die Lösbarkeit eines (linearen) Gleichungssystems (LGS). l bezeichnet die Anzahl der Instrumente und k die Anzahl der endogenen Variablen (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 336ff):

1. $l < k$: Unteridentifizierung (keine Lösung)
2. $l = k$: Gerade identifiziert (analytische Lösung)
3. $l > k$: Überidentifizierung (numerische Lösung)

Im ersten Fall ist das Modell nicht identifiziert und kann nicht gelöst werden. Im zweiten Fall ist das Modell gerade identifiziert und kann mittels 2SLS gelöst werden und im dritten Fall ist das Modell überidentifiziert und das Modell kann nicht mehr eindeutig analytisch gelöst werden. Deshalb wird stattdessen eine Diskrepanzfunktion iterativ minimiert. Hierbei werden die Bedingungen erster Ordnung einer Zielfunktion gebildet und gleich Null gesetzt. Es wird nun ein Optimierungsverfahren (GMM) eingesetzt, das alle möglichen Ableitungen so nahe wie möglich an Null annähert (Reinecke u. Pöge 2010, S. 781ff).¹

¹ Als Diskrepanzfunktion kommen beispielsweise bei *Generalized-Least-Squares*-, *Weighted-Least-Squares*- und *Maximum-Likelihood*-Funktionen zum Einsatz (Reinecke u. Pöge 2010, S. 788ff).

2.22.11 Full und Limited-Information Maximum Likelihood: FIML & LIML

Der von Anderson u. Rubin (1949) entwickelte LIML-Schätzer kann als Alternative zum 2SLS-Schätzer verwendet werden und kommt bei simultanen Gleichungsmodellen zum Einsatz (Anderson 2005). Die Berechnung von Schätzern in einem simultanen linearen Gleichungssystem mit der Maximum-Likelihood-Methode wird bei Verwendung aller vorhandenen einzelnen Gleichungen als *full information maximum likelihood* (FIML) bezeichnet (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 533ff). FIML und 3SLS weisen asymptotisch die gleichen Eigenschaften auf. Dies trifft allerdings nur auf den nicht iterierten 3SLS-Schätzer zu. Es gilt, dass bei einem exakt identifizierten System der FIML- und 3SLS-Schätzer äquivalent zum IV-Schätzer sind. Das gleiche gilt in diesem Falle für den 3SLS- und 2SLS-Schätzer. Wenn die strukturelle Gleichung überidentifiziert ist, dann liefert der reguläre 3SLS-Schätzer die gleichen Ergebnisse wie der IV-Schätzer. Allerdings ist beim iterierten 3SLS- und ML-Schätzer zu bemerken, dass diese im Falle der Überidentifikation andere und potenziell bessere Ergebnisse liefern. Der *Limited-Information Maximum Likelihood* (LIML) Schätzer ist der FIML-Schätzer, wenn das zu schätzende Gleichungssystem nur aus einer strukturellen und mehreren reduzierten Gleichungen besteht. Hierbei reduziert sich das Schätzproblem auf eine strukturelle Gleichung und der FIML-Schätzer wird zum LIML-Schätzer. Der LIML-Schätzer verwendet mögliche Restriktionen oder Überidentifikationen, die aus den reduzierten Gleichungen stammen, nicht mehr und es kommt deshalb eine kleinere Informationsmenge als beim FIML zum Einsatz. LIML und 2SLS sind beide Schätzer einer Gleichung und nicht mehr eines Gleichungssystems. Tests der Restriktionen bezüglich Überidentifikation können sowohl für LIML als auch für 2SLS implementiert werden. Für LIML kommt ein Likelihood-Quotienten-Test (LR) zum Einsatz und für 2SLS der Hansen-Sargan-Test. Der Likelihood-Quotienten-Test bildet die Differenz der *Log-Likelihood*-Funktion für den Fall mit und ohne Überidentifikation.¹ Der LIML-Schätzer hat die Eigenschaft, dass er keine endlichen Momente besitzt. Dies deutet darauf hin, dass ein großer Teil der Wahrscheinlichkeitsmasse auf den Ränder der Verteilung liegt. Guggenberger (2008) untersucht die Eigenschaften von *Generalized empirical likelihood* (GEL) Schätzer und deren Eigenschaften in endlichen Stichproben bei der Verwendung von schwachen Instrumentalvariablen. Hierbei werden anhand einer Monte-Carlo-Studie die Qualität des GEL-Schätzer mit der von 2SLS, LIML und Fuller's-Schätzer (Fuller 1977) verglichen und er kommt zu dem Ergebnis, dass im linearen Modell, wenn die Verlustfunktion als MSE definiert ist, 2SLS präzisere Varianzschätzer liefert (Flores-Lagunes 2007, S. 683). Es besteht die Möglichkeit bei schwachen Instrumentalvariablen, die Verzerrung durch Bootstrap-Techniken zu reduzieren. Allerdings zeigt sich, dass dieses Ziel schwer zu erreichen ist, denn die Ungenauigkeit der Punktschätzer nimmt in Abhängigkeit der Iden-

¹ Die Differenz der Log-Likelihood-Funktionen ist identisch zu der Differenz der Likelihood-Funktionen und bietet den Vorteil der einfacheren Berechnung. Die Teststatistik des Likelihood-Quotienten-Test folgt einer $\chi^2(l-k)$ Verteilung. Mit $l-k$ Freiheitsgraden. l ist die Anzahl der verfügbaren Instrumente und k die Anzahl der endogenen Variablen.

tifikation des Modells bei Überidentifikation und starker Endogenität zu (Flores-Lagunes 2007, S. 683). Im Vergleich zum 2SLS-Schätzer ist die Verzerrung des LIML-Schätzer jedoch geringer. Der Vorteil von Maximum-Likelihood-Schätzern ist, dass sie invariant gegenüber Reparametrisierungen von Modellgleichungen sind (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 537ff). Des Weiteren kommt der LIML-Schätzer insbesondere dann zum Einsatz, wenn als Instrumentalvariablen nur schwache Instrumente zur Verfügung stehen. Im Zusammenhang mit schwachen Instrumenten haben Staiger u. Stock (1997b) asymptotische Verteilungstheorien für die Einfachregression mit Instrumentalvariablen entwickelt.¹ Sowohl der FIML- als auch der LIML-Schätzer sind Maximum-Likelihood-Schätzer die auf der Normalverteilung aufbauen (Greene 2011, S. 327f).^{2,3} Der LIML-Schätzer ist für überidentifizierte Systeme approximativ Median-unverzerrt und hat hierbei den Vorteil, dass in endlichen Stichproben die Verzerrung, bei gleichen asymptotischen Eigenschaften wie der 2SLS-Schätzer, geringer ist. Allerdings gilt dies nur im Falle von Homoskedastie und der LIML-Schätzer ist im Falle von Heteroskedastie verzerrt (Angrist u. Pischke 2008, S. 209ff). Hausman et al. (2011) berücksichtigen das Problem der Verzerrung von 2SLS und LIML, das durch Heteroskedastie und die Verwendung von vielen Instrumenten bedingt ist, indem sie neue Schätzer auf der Basis von Fuller (1977) und LIML entwickeln.⁴ Die Verzerrung bezieht sich in diesem Falle auf heteroskedastie-robuste Schätzer der Standardabweichung. Die zwei neuen Schätzer HFUL und HLIM sind robust gegenüber von Heteroskedastie und basieren zum einen auf dem Schätzer von Fuller (HFUL), einem heteroskedastie-robustem jackknife LIML-Schätzer und einem heteroskedastie-robustem LIML-Schätzer (HLIM).⁵ Im Vergleich zu LIML/HLIM existieren für HFUL Momentenbedingungen (endliche Momente) und HFUL kann ebenfalls mit stark überidentifizierten Modellen (viele Instrumente) aufgrund der jackknife Form umgehen. Des Weiteren erreicht HFUL die gleiche Effizienz wie der LIML-Schätzer bei Homoskedastie. Im Vergleich zum iterierten GMM-Schätzer (continuously updated GMM (CUE) von Newey u. Windmeijer (2009)) bietet HFUL den Vorteil, bessere Eigenschaften bei schwacher und starker Identifikation zu haben.

1 Der Begriff Einfachregression bezieht sich auf das Gleichungssystem, das in diesem Falle nur aus einer Gleichung besteht (*single equation regression*). Im Vergleich hierzu gibt es die Mehrfachregression (multiples Regressionsmodell) oder (simultane) Gleichungssysteme, die aus mehreren Gleichungen bestehen.

2 Siehe Davidson u. MacKinnon (2009, S. 544ff) für die technische Herleitung der Eigenschaften des FIML- und LIML-Schätzers.

3 Der Erwartungswertschätzer der linearen Regression (linear in y) ist identisch mit dem Maximum-Likelihood Schätzer, wenn die Annahme der Normalverteilung gilt.

4 Der von Fuller (1977) entwickelte Schätzer ist eine Modifikation des LIML-Schätzers und hat die Eigenschaft bei ausreichender Größe der Stichprobe endliche Momente zu besitzen (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 539).

5 Davidson u. MacKinnon (2006) vergleichen zwei verschiedene Jackknife Instrumentalvariablen-Schätzer (JIVE-Schätzer) mit 2SLS und LIML und kommen zu dem Schluss, dass JIVE in allen untersuchten Bereichen (Medianverzerrung und Präzision der Standardfehler und Punktschätzer) unterlegen ist und für die empirische Arbeit nicht empfohlen werden kann. Siehe auch Angrist u. Pischke (Fussnote 42 2008, S. 209f).

GMM-CUE ist ebenso robust gegenüber Heteroskedastie und kann bei Überidentifikation und schwachen Instrumenten verwendet werden. Allerdings ist es notwendig eine robuste Gewichtungsmatrix zu schätzen, die zu einer starken Streuung und damit zu unpräzisen Schätzern führen kann (Hausman et al. 2011, S. 2, 22).

2.22.12 Continuously Updated GMM

Bei der Berechnung des *feasible efficient* GMM-Schätzers (FGMM) muss die Kovarianzmatrix geschätzt werden. Es handelt sich um einen asymptotisch effizienten Schätzer.¹ Die Bezeichnung *continuously updated* GMM bezieht sich nun auf ein Iterationsverfahren bezüglich der Schätzung der Kovarianzmatrix. Das heißt, dass die geschätzten Residuen verwendet werden, um die Kovarianzmatrix zu bilden, die dann wiederum dazu verwendet wird das Modell neu zu schätzen, neue Residuen und eine weitere Kovarianzmatrix zu berechnen (Hansen et al. 1996). Das Verfahren kann nun so oft ausgeführt werden, bis die Schätzungen konvergieren. Diese Vorgehensweise kann die Eigenschaften der Schätzer in endlichen Stichproben verbessern (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 357f). In der Praxis kann es allerdings passieren, dass bei einer Fehlspezifikation des Modells oder der Verwendung von zu vielen binären Kontrollvariablen der Schätzer nicht mehr konvergiert, weil eine Invertierung der Kovarianzmatrix beziehungsweise Kovariatematrix durch drohende Singularität numerisch nicht mehr möglich ist.²

2.22.13 Medianregression

Im Falle der linearen Regression ($Y = X^T\beta$) wird die Methode der kleinsten Quadrate verwendet, die bei normalverteilten Residuen optimale Ergebnisse liefert. Es wird hierbei immer versucht, den bedingten Erwartungswert $E(Y|X)$ zu schätzen. Wird stattdessen als Optimierungsproblem der Median verwendet, erhält man einen Schätzer für den Median und dies wird als Medianregression oder *Least Absolute Deviation* (LAD) Schätzer bezeichnet, da Bezug auf den absoluten Abstand zwischen Regressand und Residuum genommen wird. Der Median ist als Lagemaß robust gegen Ausreißer und diese Eigenschaft lässt sich ebenfalls auf den Schätzer übertragen. Der Erwartungswertschätzer besitzt diese Eigenschaft nicht. Allerdings stößt man beim Medianschätzer schnell auf numerische Probleme, da nicht immer eine geschlossene Form des Schätzers existiert und dieser damit nicht immer lösbar und identifiziert ist.

¹ Der *feasible efficient* GMM-Schätzers (FGMM) hat folgende Form (Davidson u. MacKinnon 2009, S. 357f):

$$\hat{\beta}_{\text{FGMM}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{W} (\mathbf{W}^T \hat{\Omega} \mathbf{W})^{-1} \mathbf{W}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W} (\mathbf{W}^T \hat{\Omega} \mathbf{W})^{-1} \mathbf{W}^T \mathbf{y} \quad (2.41)$$

\mathbf{W} bezeichnet die Matrix der Instrumentalvariablen, für die gilt, dass sie mit dem Fehlerterm unkorreliert sind.

² In Stata wird dieses Problem beispielsweise mit *Iteration 64: f(p) = 1.9056898 (not concave)* angezeigt.

2.22.14 Quantilregression

Bei der Erwartungswert- oder Medianregression wird über die gesamten beobachteten Daten für alle Bereiche der Verteilung die gleichen Lagemaße und Steigung der Regressionsgeraden angenommen, da nur eine Schätzung durchgeführt wird. Die Quantilregression erlaubt es, für beliebige Intervalle der Verteilung einzelne Regressionen durchzuführen und dadurch ein besseres Bild über die Daten zu erhalten. Dies ist insbesondere dann von Vorteil, wenn die abhängige Variable nicht normalverteilt und der Erwartungswert nicht das Hauptinteresse ist.¹ Damit ist gemeint, dass wenn Effekte heterogen wirken, also nicht an allen Stellen der Verteilung gleich (beispielsweise fällt dies stark bei Vorzeichenwechsel auf), diese genauer untersucht und bestimmt werden können. In ihrer Grundform nimmt diese Methode jedoch an, dass die unabhängigen Variablen exogen sind und bei vorliegender Endogenität sind die Schätzer der Quantilregression inkonsistent und es können keine kausalen Effekte geschätzt werden (Chernozhukov u. Hansen 2005). Die Quantilregression ermöglicht es einen besseren Überblick über die bedingte Verteilung zu bekommen, da einfache Regressionsverfahren nur den bedingten Erwartungswert betrachten.

2.23 Nichtparametrische Instrumentalvariablen-Schätzung

Nichtparametrische Schätzverfahren haben die Eigenschaft, dass sie keine konkrete funktionale Form voraussetzen. Instrumentalvariablen werden in der Ökonometrie oftmals dazu eingesetzt, um Modelle zu identifizieren, wenn endogene unabhängige Variablen modelliert werden sollen. In parametrischen Modellen gilt die starke Annahme, dass es endliche viele Parameter gibt und diese über Instrumentalvariablen identifiziert werden können.² Allerdings liegt den parametrischen Modellen die weitere Annahme zugrunde, dass die Verteilung eine bestimmte Form annimmt und die Grundgesamtheit durch das parametrische Modell korrekt wiedergegeben wird. Horowitz (2011) diskutiert die Möglichkeit, die gesuchte Schätzfunktion durch Instrumentalvariablen zu identifizieren, ohne Annahmen über die Endlichkeit der Parameter zu treffen. Das Modell versucht die folgenden unbekannte Funktion g zu schätzen:

$$Y = g(X) + U \quad \text{mit } E(U|W = w) = 0 \quad (2.42)$$

$$\text{oder } E[Y - g(X)|W = w] = 0 \quad (2.43)$$

1 Yu et al. (2003) geben einen Überblick über die Quantilregression und ihre Anwendung in aktuellen Forschungsgebieten.

2 Beispielsweise ein lineares Modell.

Y bezeichnet hierbei die abhängige skalare Variable. X ist die erklärende Variable, die entweder exogen ($E[X \times U] = 0$) oder endogen ($E[X \times U] \neq 0$) ist.¹ Die Funktion $g(X)$ ist eine Funktion die gewisse Regularitätsbedingungen erfüllt, aber ansonsten unbekannt ist. Dadurch werden nur minimale Annahmen über die Schätzfunktion getroffen und es existiert eine höhere Flexibilität bezüglich der Parameterwahl. W bezeichnet ein Instrument für X und U ist ein unbeobachteter zufälliger Fehler. Die Annahme $E(U|W = w) = 0$ ist notwendig um sicher zu stellen, dass das Instrument nicht mit dem Fehlerterm korreliert und damit explizit einen Einfluss auf die abhängige Variable hätte. Nichtparametrische Schätzverfahren mit Instrumentalvariablen können in der empirische angewandten Arbeit sehr ungenaue Ergebnisse liefern.²

2.23.1 Nichtparametrische Quantilregression und Instrumentalvariablen

Chernozhukov u. Hansen (2005) entwickeln ein Modell für die Schätzung von Behandlungseffekten in Quantilen (*quantile treatment effects*, QTE) und Bedingungen, die eine Identifizierung der Effekte erlauben ohne Vorgaben an die funktionale Form der Annahmen zu geben. Dies realisieren die Autoren, indem sie Instrumentalvariablen einsetzen. Dieses Verfahren ist deshalb notwendig, weil im Falle von Endogenität die bekannten Schätzer verzerrt und inkonsistent sind. Der entwickelte Ansatz erlaubt es, heterogene Behandlungseffekte über die gesamte Grundgesamtheit zu schätzen und kann sowohl für binäre und diskrete als auch für kontinuierliche Behandlungsvariablen eingesetzt werden. Im Vergleich zu ATE ist das Ziel die mittleren Behandlungseffekte für Quantile zu bestimmen und die Eigenschaften der Verteilung der möglichen Ergebnisse (*potential outcomes*) zu erschließen. Für die Berechnung der Behandlungseffekt wird das *Rubin-Causal* Modell verwendet. Das verwendete Instrument hat einen Einfluss auf den Behandlungsstatus und es wird angenommen, dass es keinen Einfluss auf die Ergebnisse hat. Unter den gegebenen Annahmen ist es möglich, die quantilen Behandlungseffekte zu identifizieren und der Einsatz von Instrumentalvariablen ermöglicht es, die Quantileffekte zu berechnen (vgl. ebd., S. 248f). Die zentrale Annahme ist Ranginvarianz oder Rangähnlichkeit. Als Rang wird die Eigenschaft der Individuen bezeichnet und diese soll unabhängig vom Zustand der Behandlung sein. Es wird dadurch möglich Monotonie- und stärkere Unabhängigkeits-

1 Endogenität bezeichnet die Eigenschaft einer erklärenden Variablen, wenn sie mit dem Fehlerterm korreliert.

2 Siehe MaCurdy et al. (2011) für eine Aufstellung an semi- und nichtparametrischen Methoden für die Schätzung von Behandlungseffekten.

annahmen zu vernachlässigen.¹ Das hier verwendete Modell ist in der Lage die marginalen Quantile der möglichen Ergebnisse, aber im Allgemeinen nicht die gemeinsame Verteilung zu identifizieren.

2.23.1.1 Nichtparametrische Identifikation

Damit Identifikation möglich ist, werden Rang- und Vollständigkeitsbedingungen gestellt. Das heißt, für einen spezifizierten Parameterraum \mathcal{L} muss unter einer Rangbedingung gelten, dass das Momentengleichungssystem für alle zulässigen Parameter gelöst werden kann. Es müssen deshalb Bedingungen an den Parameterraum \mathcal{L} gestellt werden und es muss gewährleistet sein, dass sich alle zulässigen Lösungen im Unterstützungsbereich der Antwortvariablen befinden (Chernozhukov u. Hansen 2005, S. 252).

2.23.2 Fehlspezifikation im parametrischen und nichtparametrischen Modell

Allerdings ist zu beachten, dass die scheinbare Genauigkeit eines parametrischen Modells zu fehlerhafter Inferenz führen kann, wenn das Modell fehlspezifiziert ist und es kann nicht überprüft werden, ob ein parametrisches Modell die wahre Schätzfunktion enthält oder eine gute Approximation dafür ist (Horowitz 2011, S. 2).² Ein nichtparametrisches

1 Die Annahme der Monotonie ist beispielsweise eine Voraussetzung für die Schätzung von lokalen Behandlungseffekten (*local average treatment effects* (LATE)), die von Imbens u. Angrist (1994) entwickelt wurden. Die Annahme der Monotonie besagt, dass eine Änderung des Instrumentes, bei gegebenen exogenen Kovariaten, auf alle Individuen die gleiche Wirkung hat. Das heißt, dass die exogene Änderung des Instrumentes für alle entweder den Behandlungsstatus ändert oder keine Wirkung hat. Dadurch wird gewährleistet, dass der durchschnittliche Behandlungseffekt für die Untergruppe der durch das Instrument Betroffenen identifiziert ist. Die Annahme der Monotonie ist nicht durch statistische Tests überprüfbar, sondern muss aus dem ökonomischen Kontext begründet und interpretiert werden. Klein (2010) untersucht in einer Monte-Carlo-Simulation die Sensitivität der Schätzergebnisse (*marginal treatment effects*, MTE, ATE, LATE) bezüglich zufälliger lokaler Abweichungen von der Annahme der Monotonie. Es wird hierbei ein additives, in beobachtbaren und unbeobachtbaren Variablen trennbares Modell betrachtet (unter weiteren Annahmen gilt das auch für nicht-separable Modelle). Dadurch ist es möglich, die Entwicklung der Verzerrungen gegenüber Abweichungen von der Monotonie darzustellen und zumindest das Vorzeichen der Verzerrung festzustellen. Die Möglichkeit untere oder obere Grenzen der Parameter zu bilden, erlaubt es, die Ergebnisse einer Schätzung zu untermauern. Dies ist insbesondere bei exogener Variation, die durch natürliche Experimente bedingt ist, von Interesse, weil hier der Verdacht besteht, dass die Entscheidungsbildung für oder gegen eine Behandlung von unbeobachtbaren Faktoren abhängt.

2 Die richtige Spezifikation eines parametrischen Modells kann weder durch theoretische Überlegungen noch durch mathematische Tests eindeutig nachgewiesen werden. Es bleibt das Problem bestehen, dass Testverfahren (Hypothesentests) für die Gültigkeit der verwendeten Parameter das Risiko einer Fehlspezifikation nicht ausschließen können. Die Nichtablehnung eines Parametertests macht prinzipiell nur eine Aussage darüber, dass dieses konkrete Modell passt. Jedoch nicht, dass dieses das Richtige ist und es besteht die Möglichkeit, dass mehrere unterschiedlich spezifizierte Modelle die gleichen Ergebnisse liefern, aber verschiedene Schlussfolgerungen implizieren. Die Suche nach einem parametrischen Modell, dass am besten zu den Daten passt, führt daher zur Unwirksamkeit der statistischen Theorie für Inferenz (Horowitz 2009, S. 4, 2011, S. 5ff).

Modell zeigt die Informationen der beobachteten Daten auf, ohne Annahmen über die funktionale Form des Schätzers zu machen. Des Weiteren ist bei einem Vergleich von parametrischen und nichtparametrischen Modellen zu berücksichtigen, dass unterschiedliche Annahmen getroffen werden. Nichtparametrische Spezifikationen liegen zumeist schwächere Annahmen zugrunde. Bei parametrischen Modellen fließen zweierlei Informationen in die Schätzfunktion ein. Die Struktur des Schätzers wird der verwendeten parametrischen Form und den Daten entnommen. Hierbei wird bei der Inferenz eines parametrischen Modells angenommen, dass die Spezifikationen genau gelten, exakt sind und keine Näherungsfehler berücksichtigen. Die Dimension eines parametrischen Modells ist unabhängig von der Stichprobe (Horowitz 2009, S. 6). Im Vergleich dazu besteht die Basis bei nichtparametrischen Schätzverfahren ausschließlich aus den verwendeten Daten. Dies bedeutet aber auch, dass im Allgemeinen keine Extrapolation bezüglich Prognosen gemacht werden kann, da hierfür keine Daten vorhanden sind und es somit keine nichtparametrische Form dafür gibt. Sobald die Datenstrukturen bei nichtparametrischen Modellen mehrdimensional werden, ist eine klare Interpretation nur noch eingeschränkt möglich: die grafische Darstellung wird komplexer und muss über eine Reduktion der Dimensionen erfolgen. Präzisere Schätzer (geringere Schätzfehler) sind nur noch über eine sehr große Stichprobe zu erreichen (ebd., S. 5f). Horowitz (2011, S. 27ff) führt einen Vergleich zwischen parametrischen und nichtparametrischen IV-Schätzern durch, indem er die Ergebnisse und Daten der Studie von Angrist u. Lavy (1999) verwendet und mit nichtparametrischen Methoden vergleicht. Hierbei lässt sich feststellen, dass zwar der nichtparametrische Schätzer deutlich ungenauer ist, aber die Schlussfolgerungen aus der parametrischen Schätzung nicht unterstützt werden können.¹ Die Ergebnisse des parametrischen Modells können nur dann überzeugen, wenn das Modell zu den Daten passt. Das heißt, dass das Modell den zugrundeliegenden datengenerierenden Prozess darstellen muss.

2.23.3 Semiparametrische Instrumentalvariablenschätzung

Baltagi u. Li (2002) stellen semiparametrische Methoden vor, um Schätzer für Instrumentalvariablen in Paneldaten zu entwickeln und vergleichen diese mit bereits bestehenden Kleinst-Quadrat-Schätzern von Li u. Stengos (1996), *Generalised Least Squares* und *Within*-Schätzern von Li u. Ullah (1998).² Hierbei kritisieren sie die strengen Annahmen unter denen die OLS und GLS Schätzer nur funktionieren und dass nur valide Instrumente verwendet werden können, aber die Autoren keine Bedingungen bereitstellen, um dies zu prüfen. Damit dieses Hindernis umgangen werden kann, müssen unbekannte bedingte Erwartungswerte geschätzt werden und dies geschieht mit nichtparametrischen Kerndichteschätzern. Diese neu entwickelten Schätzer liefern in einer Monte-Carlo-Simulation

1 Die Ergebnisse aus der parametrischen Schätzung von Angrist u. Lavy (1999, S. 29) besagen, dass eine Zunahme in der Klassengröße zu einem Sinken der Testergebnisse führt. Diese Schlussfolgerung ist bedingt durch die Annahme der Linearität im parametrischen Modell und nicht durch die Daten.

2 Die Kleinst-Quadrat-Methode wird auch als *Ordinary Least Squares* (OLS) bezeichnet.

durchgehend bessere Ergebnisse als die bestehenden OLS und GLS Schätzer. Es liegen nur dann vergleichbar gute Ergebnisse vor, wenn das verwendete Instrument exakt einen speziellen datengenerierenden Prozess abbildet. Diese Verbesserung ist deshalb möglich, weil das eingesetzte Instrument von Baltagi u. Li (2002) die Eigenschaft besitzt die endogene Variable optimal in den Funktionenraum der exogenen Variablen zu projizieren. Die relative Qualität der Schätzergebnisse wird mit der Wurzel des *Mean-Squared-Error* (MSE) gemessen und in der Simulation mit verschiedenen Korrelationskoeffizienten berechnet und verglichen.¹

2.24 Modellspezifikationen

2.24.1 Binäre abhängige Variable und binäre endogene Behandlung

Chiburis et al. (2011) vergleichen anhand von Monte-Carlo-Simulationen und asymptotischer Theorie zwei Schätzer einer binären Behandlungsentscheidung. Der Vergleich findet zwischen einem bivariaten Probit-Schätzer (BP) (Wooldridge 2010, S. 594ff), der die Maximum-Likelihood-Methode verwendet und einem linearen Instrumentalvariablen-Schätzer statt. Das Besondere an dem hierbei betrachteten Modell ist, dass sowohl die abhängige Variable (*outcome*) als auch die endogene Behandlungsvariable (Regressor) binär sind. Der relevante untersuchte Zusammenhang sind durchschnittliche Behandlungseffekte (ATE), die jeweils in den einzelnen Modellen erhalten werden. Zur Qualitätsmessung werden MSE-Werte verglichen und mögliche Modellabweichungen des bivariaten Probit-Modells untersucht. Um die Eigenschaften der Konfidenzintervalle zu verbessern, werden Bootstrap-Methoden verwendet. Die zwei möglichen Modellansätze lineare IV und bivariate Probit haben unterschiedliche Annahmen. Der IV-Schätzer ignoriert die binäre Struktur der abhängigen Variable und das bivariate Probit-Modell nimmt an, dass sowohl die binäre abhängige Variable als auch die binäre Behandlungsvariable durch ein latentes Modell (lineares Index Modell) bestimmt werden und gemeinsam normalverteilte Fehlerterme besitzen. Es ist zu beachten, dass beide Modelle unterschiedliche Effekte schätzen. Der IV-Schätzer kann unter Endogenität nur den LATE identifizieren und der BP-Schätzer identifiziert den ATE. Die Robustheit der Ergebnisse wird überprüft, indem die Modellspezifikationen (insbesondere der Parameterraum) in der Monte-Carlo-Simulation variiert werden. Die Robustheit des BP-Modells kann untersucht werden, indem die Annahme der normalverteilten Fehlerterme verletzt wird und das Modell damit fehlspezifiziert ist. Die Ergebnisse der Simulation zeigen, dass ein korrektes BP-Modell in kleinen Stichproben (<5000) dem IV-Modell überlegen ist und danach nicht mehr eindeutig besser einzuordnen ist. Allerdings zeigt sich, dass unter Verwendung einer kontinuierlichen unabhängigen

¹ Eine weitere Möglichkeit die Qualität der Schätzer mit Instrumentalvariablen einzuschätzen ist, eine Sensitivitätsanalyse durchzuführen (Imai et al. 2010). Hierbei werden obere und untere Grenzen für die kausalen Effekte berechnet. Siehe Jo u. Vinokur (2011) für die Methoden und die Anwendung der Sensitivitätsanalyse unter unterschiedlichen Annahmen zur Identifikation.

Variable das BP-Modell in allen Simulationen besser als der IV-Schätzer abschneidet. Dies gilt insbesondere dann, wenn die Behandlungswahrscheinlichkeit an den Rändern liegt (0,1).¹ Dies zeigt sich daran, dass die Konfidenzintervalle des IV-Schätzers deutlich größer als die des BP-Schätzers sind. Anhand der Simulation zeigt sich, dass die IV und BP Koeffizienten in kleinen Stichproben stark voneinander abweichen und IV bei kleinen Behandlungswahrscheinlichkeiten keine aussagekräftigen Hypothesentests erreichen. Eine starke Abweichung der Schiefe und Wölbung (3. und 4. Momente) der Fehlerterme führt zu einem fehlspezifizierten BP-Modell und verzerrten Ergebnissen, so dass die Hypothesentests überdurchschnittlich oft die Nullhypothese verwerfen. Im direkten Vergleich der Konfidenzintervalle ist IV zu weit und BP zu eng gefasst (IV, lehnt H_0 zu selten ab, und BP zu oft). In beiden Fällen könne durch Bootstrap bessere Konfidenzintervalle erreicht werden. Allerdings unter der Einschränkung, dass erst bei Stichprobengrößen ab 10,000 zuverlässige Konvergenzraten der Intervalle erreicht werden. Eine weitere Möglichkeit ist der von Dong et al. (2012) vorgestellte Einsatz von sogenannten speziellen Regressoren-Methoden. Die Nichtbeachtung einer binären Ausprägung der endogenen Behandlungsvariablen durch die Anwendung von 2SLS anstatt eines Probit-Modells wird als lineares Wahrscheinlichkeitsmodell (LPM) mit Instrumentalvariablen bezeichnet.² Der Vorteil hierbei ist die einfachere Interpretation der geschätzten Parameter (partielle Effekte) im Vergleich zum Probit-Modell (*log odds, ratios*). Im Falle von Heterogenität erhält man mit dem LPM den durchschnittlichen Behandlungseffekt der Behandelten für die Gruppe der sogenannten *Complier*.³ Dies bezeichnet diejenige Gruppe, die behandelt ist, weil es durch das Instrument induziert wurde (Imbens u. Angrist 1994; Angrist et al. 1996; Alberto 2003). Allerdings ist dieser Schätzer auch asymptotisch verzerrt und einem korrekt spezifizierten ML-Schätzer (kann nicht überprüft werden) in kleinen Stichproben unterlegen.

2.24.2 Probit-Modell und Instrumentalvariablen

Bei der einfachen parametrischen Instrumentalvariablen-Schätzung mit 2SLS wird in der ersten Stufe die endogene Variable auf das Instrument regressiert und in der IV-Stufe dieser Schätzer anstelle der endogenen Variablen eingesetzt. Im Falle einer binären endogenen Variablen kann das Modell um eine Stufe erweitert werden, indem mit einem Probit-Modell die Behandlungswahrscheinlichkeiten der endogenen Variablen auf das Instrument und die Kontrollvariablen geschätzt werden. Dieser Schätzer wird dann als Instrument für

1 Das heißt, dass die Wahrscheinlichkeit in der Behandlungsgruppe zu landen, im Vergleich zur Kontrollgruppe entweder sehr niedrig oder sehr groß ist. Das Beispiel von Chiburis et al. (2011, S. 3) bezieht sich hierbei auf den Vergleich von Abschlussquoten von öffentlichen und privaten Schulen: Der Anteil (q) an US-Schülern in einer Privatschule liegt ca. bei $q \leq 0,1$.

2 In der englischsprachigen Literatur wird das lineare Wahrscheinlichkeitsmodell *linear probability model* (LPM) genannt.

3 Der durchschnittliche Behandlungseffekt der Behandelten wird auch als *average treatment effect on the treated* (ATT) bezeichnet.

die endogene Variable verwendet und kann mit der regulären 2SLS Methode geschätzt werden. Der Vorteil hierbei ist, dass zum einen die Gleichung des Probit-Modells nicht korrekt spezifiziert sein muss und zum anderen die Standardfehler des 2SLS Schätzers asymptotisch richtig sind (Kapitel 21 Wooldridge 2010, S. 937ff). Dieser Zusammenhang wird auch als Robustheit gegenüber Fehlspezifikationen bezeichnet (siehe 2.23.2).^{1,2}

2.25 Regressionsmodelle mit Kontrollfunktionen

Der Einsatz von sogenannten Kontrollfunktionen ist eine Art, um mögliche Endogenität in der kausalen Wirkungskette zu berücksichtigen und stellt eine Alternative zu Instrumentalvariablen dar. Dieser Ansatz ist dann sinnvoll, wenn nichtlineare Modelle verwendet werden. Im Kern wird mit dieser Methode versucht, die Verbindung der endogenen Variablen zu unbeobachteten Variablen im Fehlerterm zu unterbrechen. Es wird ebenso wie bei der Methode der Instrumentalvariablen eine Hilfsregression der endogenen auf die exogenen Variablen ausgeführt (Cameron u. Trivedi 2010, S. 172).³

2.25.1 Funktionsweise und Verwendung von Kontrollfunktionen

In der Folge wird jedoch nicht der Schätzer der endogenen Variablen in die Hauptregression eingesetzt, sondern es wird eine explizite geschlossene Form des Zusammenhanges der Fehlerterme aus den beiden Hilfsregression angenommen. Dieser Zusammenhang wird nun für den ursprünglichen Fehlerterm der Hauptregression eingesetzt und hat die Eigenschaft, dass der neue Fehlerterm nun rein formal mit keinem Regressor mehr korreliert. Dies erlaubt es, eine einfache OLS-Regression durchzuführen. Allerdings muss hierfür der Fehlerterm aus der Hilfsregression noch geschätzt werden und kann in der Hauptregression auf Relevanz getestet werden. Dies erlaubt eine Aussage darüber ob die endogene Variable

1 Ein Modell wird dann als richtig spezifiziert bezeichnet, wenn es exakt den datengenerierenden Prozess abbildet. In der Praxis ist es jedoch in der Regel nicht möglich, dies zu prüfen, weil das wahre Modell unbekannt ist.

2 Vergleiche Alcaraz et al. (2012) für eine Anwendung dieser Methode im Rahmen einer empirischen Studie über Rücküberweisungen und Kinderarbeit in Mexiko.

3 Diese Hilfsregression wird als erste Stufe oder reduzierte Form bezeichnet und hat ihren Namen aus der Theorie der Strukturgleichungsmodelle (SEM) . Die reduzierte Form hat die Eigenschaft, dass sich alle endogenen Variablen auf der linken und alle exogenen Variablen auf der rechten Seite der Gleichung befinden. Daraus folgt, dass die zuvor durch die Gleichungen auferlegte kausale Interpretation nicht mehr gegeben ist und es gilt, dass die Parameter des reduzierten Modells, Funktionen der strukturellen Parameter sind (Cameron u. Trivedi 2005, S. 20ff).

exogen ist, sofern diese keine Signifikanz aufweist.

$$y_1 = \mathbf{z}_1 \boldsymbol{\delta}_1 + \alpha_1 y_2 + u_1 \quad (2.44)$$

$$y_2 = \mathbf{z} \boldsymbol{\pi}_2 + v_2 \quad (2.45)$$

$$u_1 = \rho_1 v_2 + e_1 \quad (2.46)$$

$$y_1 = \mathbf{z}_1 \boldsymbol{\delta}_1 + \alpha_1 y_2 + \rho_1 v_2 + e_1 \quad (2.47)$$

$$v_2 = y_2 - \mathbf{z} \boldsymbol{\pi}_2 \quad (2.48)$$

$$y_1 = \mathbf{z}_1 \boldsymbol{\delta}_1 + \alpha_1 y_2 + \rho_1 \hat{v}_2 + error \quad (2.49)$$

$$error_i = e_{i1} + \rho_1 \mathbf{z}_i (\hat{\boldsymbol{\pi}}_2 - \boldsymbol{\pi}_2) \quad (2.50)$$

2.25.2 Kontrollfunktionen und Instrumentalvariablen im Vergleich

Im Vergleich zur IV-Methode müssen andere Standardfehler berechnet, es können nicht-lineare Modelle mit Endogenität besser formuliert werden und es besteht nur eine hohe Ähnlichkeit der Ansätze, wenn höchstens eine Funktion der endogenen Variablen verwendet wird. Des Weiteren müssen sich die Instrumente in Hilfsregression und Hauptregression um mindestens ein Element unterscheiden, weil ansonsten das Problem der perfekten Kollinearität auftritt und die zu schätzenden Parameter dadurch nicht mehr identifiziert sind. Weiterhin, können Ansätze mit Kontrollfunktionen nur angewendet werden, wenn der endogene Regressor kontinuierlich ist, da sonst die Kontrollregression, bedingt durch eine nicht gültige Annahme bezüglich der Verteilung der Fehlerterme, nicht mehr durchgeführt werden kann. Im Falle von binären oder diskreten endogenen Regressoren muss auf Probit- oder lineare Wahrscheinlichkeitsmodelle ausgewichen werden (vgl. Wooldridge 2010, S. 126ff u. 945ff)

3 Migration und Rücküberweisungen in der Republik Moldau

Im Folgenden wird das Thema internationale Migration und Rücküberweisungen näher betrachtet. Hierbei werden Studien auf ihre verwendeten Methoden und Daten hin untersucht. Diese geschieht insbesondere im Hinblick auf Instrumentalvariablen und Identifikationsmöglichkeiten der gesuchten Effekte. Des Weiteren wird ein Überblick über die möglichen Fragestellungen und zu beachtenden Probleme gegeben. Im diesem Kontext werden anhand eines Datensatzes über die Republik Moldau eigene empirische Fragestellungen untersucht.

3.1 Migration als Untersuchungsgegenstand

In der neueren ökonomischen Forschung der Arbeitsmigration und den zugrundeliegenden Lebensumständen wird am häufigsten die These unterstützt, dass die Migration ein bewusster Versuch von sozialen Gruppen ist, darunter insbesondere Haushalte, um Einkommensrisiken zu streuen, ihren sozialen und ökonomischen Status zu verbessern und damit örtliche Einschränkungen der Entwicklungsmöglichkeiten zu überwinden. (De Haas 2008, S. 40, 2010, S. 249ff).

3.1.1 Endogenität der Migrationsentscheidung

Im Allgemeinen kann gesagt werden, dass die Migration ein sehr heterogener Prozess ist, der sich unterschiedlich auf die Entwicklung innerhalb eines Landes auswirkt. Weiterhin ist Migration keine unabhängige Variable, die eine Entwicklung verursacht oder dadurch verursacht wird, sondern es handelt sich um eine endogene Entscheidung auf die verschiedene Faktoren einwirken und die selbst andere Variablen beeinflusst (De Haas 2010, S. 253ff).

3.1.2 Auswirkungen von Migration und Rücküberweisungen auf Haushaltsebene

Die Migration von Familienmitgliedern eines Haushaltes löst eine Kette von sowohl positiven als auch negativen direkten und indirekten Effekten auf die zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder aus. Ein indirekter Effekt ist die Wirkung von Rücküberweisungen des emigrierten Mitgliedes und das damit möglicherweise höhere Haushaltseinkommen. Dies gilt jedoch nur dann, wenn die Rücküberweisungen höher sind als das vorherige verfügbare Einkommen des Migrantens. Ein direkter negativer Effekt der Migration ist die Wirkung auf das Familienleben, das womöglich gestört wird und zu sozialem und familiärem Stress

führen kann. Das höhere verfügbare Einkommen kann bestehende Kreditbeschränkungen verringern und dazu führen, dass der Migrationshaushalt seine Tätigkeiten als selbstständiger Unternehmer ausweitet, da dies als sinnvolle Kapitalanlage betrachtet wird. Dies wiederum kann dazu führen, dass sich die Arbeitslast der Haushaltsmitglieder erhöht und dadurch die Kinderarbeit steigt oder die Schulanwesenheit sinkt (Alcaraz et al. 2012, S. 156). Auch kann sich durch das zusätzliche Einkommen durch Rücküberweisungen der Anspruchslohn der Haushaltsmitglieder erhöhen.¹

3.1.3 Migrationsnetzwerke als Instrument

Die Schätzung direkter Effekte von kausalen Wirkungsketten im Zusammenhang mit Migration und Rücküberweisungen kann durch Selektionsverzerrungen inkonsistente Schätzer liefern. Die Auswirkung einer Änderung der Rücküberweisungen durch einen exogenen Schock auf Kinderarbeit oder Schulanwesenheit der Empfängerhaushalte kann direkt mit parametrischen Regressionen geschätzt werden. Hierbei wird jedoch angenommen, dass sich die beiden zu vergleichenden Gruppen *Migrations-* und *Nicht-Migrationshaushalte* sich anhand von unbeobachtbaren Variablen unterscheiden. Das heißt, dass die Migrationsentscheidung der Haushalte eine mögliche Ursache für Endogenität sein kann. Eine Möglichkeit diese Verzerrung zu kontrollieren ist die Verwendung von Instrumentalvariablen. In der bestehenden Literatur über Migration sind Migrationsnetzwerke ein oft verwendetes Instrument. Als Migrationsnetzwerk wird der Kontakt von potenziellen Migranten zu Migranten im Ausland oder zurückgekehrten Migranten bezeichnet. Die Idee ist hierbei, dass starke Netzwerke eine wichtige Rolle bei der Migrationsentscheidung spielen, weil hierbei die Migrationskosten potentieller Migranten gesenkt werden. Die Variable *Migrationsnetzwerk* korreliert nun stark mit der Migrationsentscheidung und kann als Instrument verwendet werden. Es stellt sich nun die Frage wie Migrationsnetzwerke gemessen werden können. Hierfür werden Proxyvariablen gebildet. Einige bekannte Beispiele hierfür sind der relative Anteil an Migranten pro Dorf an der gesamten Bevölkerung, historische Migrationsraten, die Entfernung der Wohnorte der Migranten zu ihrer Landesgrenze und zu historischen Schienennetzen, die zu früheren Migrationsperioden entscheidend waren. Die notwendige Ausschlussbedingung für Instrumentalvariablen ist hierbei, dass das Instrument *Migrationsnetzwerk* keine direkten Effekte auf die abhängige Variable wie beispielsweise *Berufstätigkeit*, *Schulanwesenheit* oder *Kinderarbeit* haben darf, sondern ausschließlich über die Variable Rücküberweisungen wirken darf (ebd., S. 160ff). Im Falle der vorliegenden Daten wurde die Variable *Migrationsnetzwerke* aus dem Verhältnis Migranten zur dort

1 Der Anspruchslohn stellt das vom Arbeitnehmer geforderte Lohnniveau dar und wird mit dem Marktlohn verglichen. Der Anspruchslohn ist abhängig von den individuellen Präferenzen und kann entweder über oder unter dem Marktlohn liegen. Wenn ein Arbeitnehmer beispielsweise eine Stunde Freizeit höher als den marktüblichen Lohn gewichtet, dann liegt der Anspruchslohn über dem Marktlohn und das Individuum wird zu gegebenem Marktlohn keine Arbeit aufnehmen (Franz 2006, S. 26).

lebenden Bevölkerung pro Distrikt konstruiert.¹ Die Daten stammen aus dem Zensus, der in der Republik Moldau 2004 durchgeführt wurde.

3.2 Rücküberweisungen

3.2.1 Definition Rücküberweisungen

Die Summen der Rücküberweisungen für die jeweiligen Länder sind in den Daten nicht direkt zu finden, sondern setzen sich aus mehreren Elementen der Zahlungsbilanz zusammen. Einmal kann das Einkommen von Arbeitern, die in einem Land keine Einwohner sind, erfasst werden und zusätzlich können Transfers von Einwohnern zu anderen Ökonomien beobachtet werden. (vgl. IMF 2009, S. 272).²

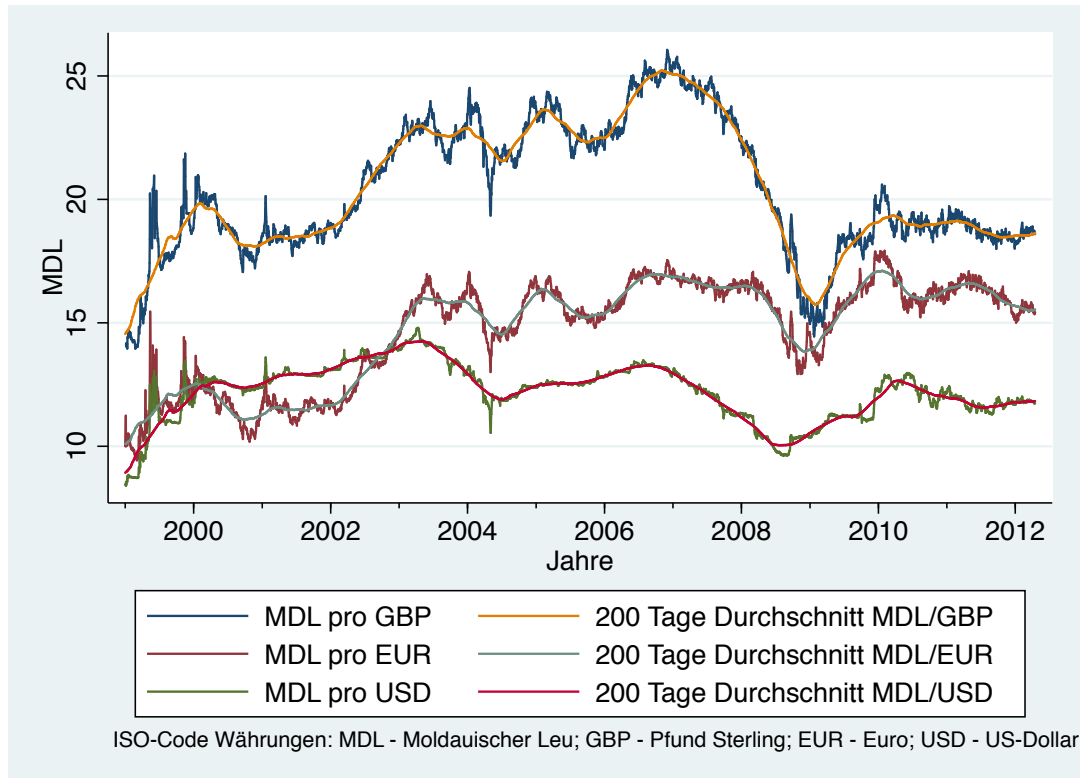
3.2.2 Empirische Untersuchungen

In der Vergangenheit sind viele Fragestellungen bezüglich Migration und Rücküberweisungen im ökonomischen und sozialen Kontext bearbeitet worden. Insbesondere ist die Auswirkung von Migration in der Entwicklungsökonomie von großem Interesse. In den meisten empirischen Arbeiten werden die Auswirkungen von Migration und Rücküberweisungen getrennt behandelt. Anzoategui et al. (2011) untersuchen beispielsweise die Wirkung von Rücküberweisungen auf die Nachfrage von Finanzprodukten in El Salvador. Hierbei ist die konkrete Fragestellung, in welcher Form Rücküberweisungen die Wahrscheinlichkeiten beeinflussen, dass Haushalte ein Sparkonto haben, Kredite anfragen oder von Finanzinstitutionen Kredite erhalten. Die relevanten Variablen sind binär und es wird ein Probit-Modell mit fixen Effekten verwendet.³ Des Weiteren werden verschiedene Instrumentalvariablen konstruiert, damit einer möglichen Endogenität der Rücküberweisungen Rechnung getragen werden kann. Vaaler (2011) untersucht anhand von 61 Entwicklungsländern über den Zeitraum von 2002 bis 2007 den Zusammenhang von Rücküberweisungen und Risikokapital und deren Auswirkungen auf Unternehmensgründungen. Alcaraz et al. (2012) untersucht die direkten Auswirkungen von Rücküberweisungen aus den USA auf Kinderarbeit und Schulanwesenheit von mexikanischen Empfängerhaushalten. Es wird ein Differenzenschätzer verwendet und, um mögliche Selektionseffekte zu berücksichtigen, werden Arbeitslosenraten der Aufenthaltsorte der mexikanischen Migranten in den USA als Instrumentalvariablen verwendet. Damit die Effekte identifiziert werden können, wird

1 Siehe Abbildung A.1 und A.2 für die geographische Anordnung der Distrikte und Regionen der Republik Moldau.

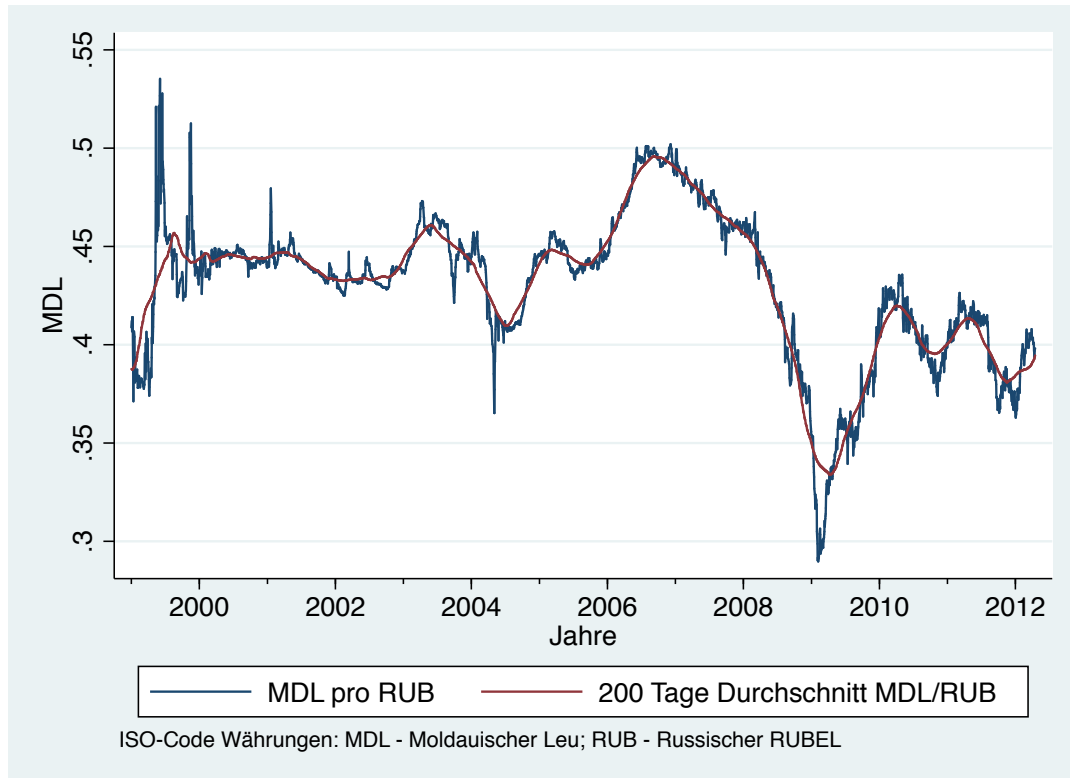
2 Für den Begriff Rücküberweisungen gibt es einige Synonyme, die den gleichen Sachverhalt ausdrücken. Darunter befinden sich Heimatüberweisungen, Geldübermittlung, Auslandsüberweisungen, Remissen, Rimessen und im englischen *remittances*.

3 Die *Fixed-Effects* dienen dazu mögliche Störeffekte auf Department-, Gemeinde- und Haushaltsebene, die einen Effekt auf die Nutzung von Finanzinstitutionen haben, zu kontrollieren. Diese Störeffekte haben die Eigenschaft, dass sie nicht beobachtet werden können (Anzoategui et al. 2011, S. 4,7).

Abbildung 3.1: Zeitreihen täglicher Wechselkurse moldauischer Leu pro Fremdwährung

Quelle: Thompson Reuters Datastream, Abbildung eigene Darstellung

die Finanzmarktkrise 2008 als externer Schock verwendet, so dass zum einen eine *Complier*-Gruppe existiert und zum anderen eine ausreichende Variation durch das Instrument erreicht werden kann. Piracha u. Saraogi (2011) untersuchen die Ursachen und Motivationen von Rücküberweisungen durch Migranten anhand des CBS-AXA Datensatzes in Moldawien. Sie unterscheiden hierbei zwischen den beiden Motiven Altruismus und Selbstinteresse als Extrempunkte unter Anwendung einer Nutzenfunktion. Als weiteren Punkt betrachten sie die Bedeutung von Rücküberweisungen als Versicherung gegen Einkommensschwankungen für die zurückgebliebene Familie und erreichen somit eine Konsumglättung. Die Verteilung der Rücküberweisungen ist nicht ohne Probleme, weil bei nicht vorhandenen Rücküberweisungen eine Fallunterscheidung zwischen einer bewussten und zufälligen Entscheidungen getroffen wird. Das heißt, dass die Variable aus diskreten und kontinuierlichen Elementen besteht und diese nicht mehr mit OLS geschätzt werden kann, da die zensierten oder

Abbildung 3.2: Zeitreihen täglicher Wechselkurse moldauischer Leu pro russischer Rubel

Quelle: Thompson Reuters Datastream, Abbildung eigene Darstellung

gestutzten Variablen nicht berücksichtigt werden.¹ Stattdessen kann, um die Natur der zensierten Daten zu berücksichtigen, ein parametrisches Tobit-Modell oder ein Ansatz mit schwächeren Verteilungsannahmen verwendet werden.² Das Problem bei der Verwendung des Tobit-Modells sind die strengen Verteilungsannahmen. Es wird vorausgesetzt, dass für die aus diskreten und kontinuierlichen Elemente der Nullen der Rücküberweisungen die gleiche Verteilung zugrunde liegt. In diesem Falle heißt es, dass die Entscheidung überhaupt Rücküberweisungen zu tätigen und die Höhe der Rücküberweisungen aus dem

1 Als gestutzte (*truncated*) Daten werden Daten mit der Eigenschaft bezeichnet, dass sowohl bei den abhängigen als auch bei den unabhängigen Variablen Daten fehlen. Dies ist beispielsweise der Fall, wenn in einer Stichprobe nur niedrige Einkommen enthalten sind. Bei zensierten (*censored*) Daten sind nur Daten der abhängigen Variablen nicht vorhanden, aber die Regressoren sind vollständig. Als Beispiel dienen rechtszensierte Einkommen bei € 100.000. Das heißt, dass es darüber keine genaueren Angaben zu der Höhe des Einkommens gibt, aber alle anderen Eigenschaften der jeweiligen Personen vorhanden sind (Cameron u. Trivedi 2005, S. 529ff).

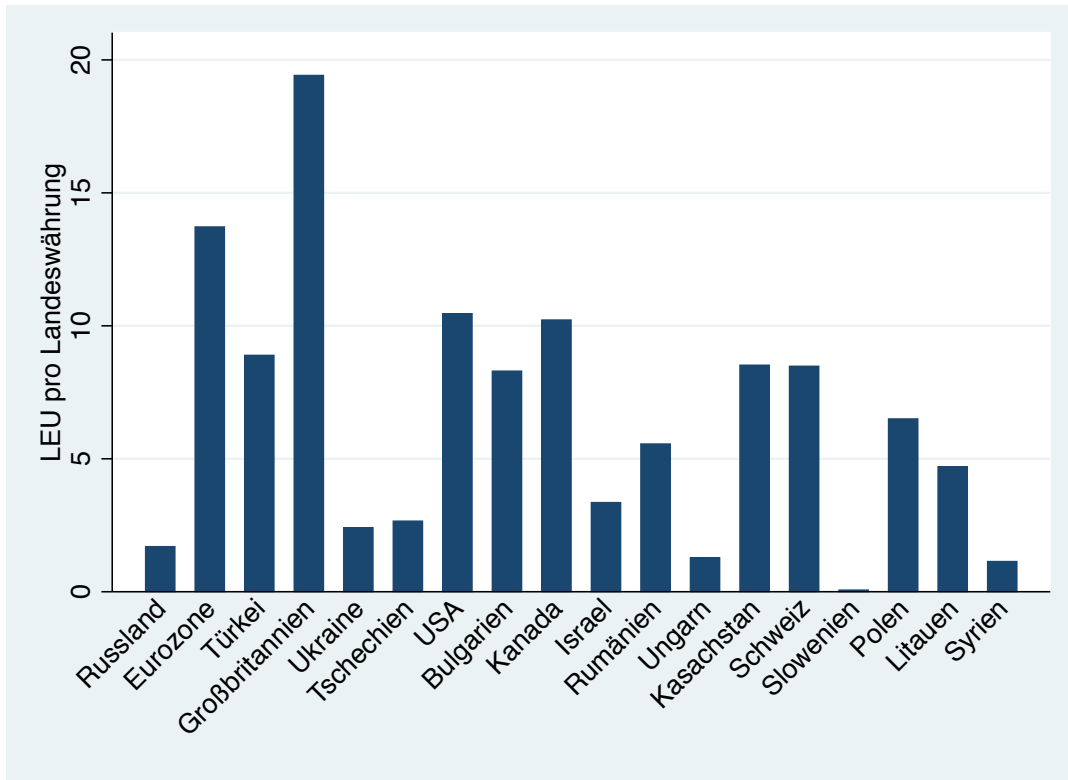
2 Hierbei kommen sogenannte zweistufige Schätzmodelle (Heckman oder Hürdenmodell) oder Selektionsmodelle (Roy-Modell) zum Einsatz (ebd., S. 544ff).

gleichen Zufallsprozess stammen (Piracha u. Saraogi 2011, S. 11f). Als Alternative können sogenannte Selektionsmodelle, doppelte Hürdenmodelle oder zweistufigen Schätzverfahren verwendet werden, die Prozesse der diskreten und kontinuierlichen Elemente der Variablen separat modellieren. Das Ergebnis der Schätzung zeigt, dass es durchaus deutliche Unterschiede bezüglich der Rücküberweisungen zwischen den Haushalten gibt. Frauen leisten beispielsweise im Mittel höhere Rücküberweisungen als Männer. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Mehrheit der weiblichen Migranten in EU-Ländern arbeitet und dort die Löhne höher sind als beispielsweise in den GUS-Staaten. Ebenso sind die Rücküberweisungen temporärer oder saisonaler Migranten niedriger. Der Wohlstand eines Haushaltes ist negativ mit der Höhe der Rücküberweisungen korreliert. Dies entspricht der Altruismus Hypothese. Ebenso haben die Faktoren *Vertrauen in heimische Finanzinstitute* und *Migrationsnetzwerke* eine positive Wirkung auf Rücküberweisungen. Die Schlussfolgerung aus dem verwendeten Modell mit den zugrundeliegenden Daten ist, dass die Hauptmotivatoren für Rücküberweisungen nach Moldawien altruistischer Natur und ein positives Investitionsumfeld sind (ebd., S. 20f).

3.2.3 Instrumente für Rücküberweisungen

Anzoategui et al. (2011) konstruieren mehrere Instrumente, um die mögliche Endogenität von Rücküberweisungen zu berücksichtigen. Das Hauptinstrument besteht aus ökonomischen Faktoren der Wohnorte der Migranten im Ausland. Es handelt sich hierbei um gewichtete Mittelwerte. Das heißt, dass beispielsweise das reale pro Kopf BIP und Armutsraten der ausländischen Aufenthaltsorte mit dem Anteil der dort wohnenden Migranten, gemessen an allen Migranten des jeweiligen Landes, gewichtet werden. Die Begründung für die Verwendung als Instrumentalvariablen ist, dass diese lokalen Faktoren einen Einfluss auf die Höhe der Rücküberweisungen haben, aber nicht direkt auf die wirtschaftlichen Entscheidungen der zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder (ebd., S. 9f). Als alternative Instrumente werden Charakteristika der Migranten vorgeschlagen. Die durchschnittliche Aufenthaltsdauer der Migranten im Ausland und die Beziehung zur Kernfamilie haben einen Einfluss auf die Höhe der Rücküberweisungen. Rodriguez (1996, S. S428f) zeigt einen umgekehrt parabelförmigen Zusammenhang zwischen der Höhe der Rücküberweisungen und der Aufenthaltsdauer. Das heißt, dass mit der Länge des Aufenthaltes die Rücküberweisungen ansteigen, aber für eine sehr lange Dauer wieder abnehmen und ein näherer

Abbildung 3.3: Wechselkurse der Emigrationsländer moldawischer Migranten 2008 als Instrumentalvariable. Mittelwerte über August 2007 bis Juli 2008



Quelle: Thompson Reuters Datastream, CBS-AXA 2008, Abbildung eigene Darstellung

Verwandtschaftsgrad einen positiven Effekt ausübt.^{1,2} In der folgenden Untersuchung werden als Instrument für die endogene Variable *Rücküberweisungen* die Wechselkurse der jeweiligen Emigrationsländer verwendet. Dadurch, dass die Variable *Rücküberweisungen* nur bei einem Teil der Migrationshaushalte vorhanden ist, wird eine Proxyvariable verwendet, die bei allen Haushalten vorkommt und zu einem großen Teil durch Remissen

1 Agarwal u. Horowitz (2002) untersuchen in diesem Zusammenhang die Motivation für Rücküberweisungen anhand eines Datensatzes aus Guyana. Es wird zwischen zwei konkurrierenden Erklärungen und der Anzahl der Migranten unterschieden. Zum einen können Rücküberweisungen aus altruistischen Gründen erfolgen und zum Anderen zur Risikostreuung als eine Art Rückversicherung dienen.

2 Lucas u. Stark (1985) haben wegweisende Arbeit geleistet, indem sie eine ökonomische Theorie über Rücküberweisungen aufgestellt haben. Hierbei entwickeln sie Rahmenbedingungen für die Motivation von Rücküberweisung, die zwischen den zwei extremen *reinem Altruismus* und *reinem Eigeninteresse* liegt. Piracha u. Saraogi (2011) bauen unter Anderem auf diese Theorie auf und untersuchen die Neigung Rücküberweisungen zu erhalten, deren Höhe und die zugrundeliegende Motivation anhand des CBS-AXA Datensatzes in Moldawien (Lücke et al. 2007).

finanziert ist und eine hohe Variation zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten besitzt. In diesem Falle hat sich nach der Analyse der deskriptiven Daten ergeben, dass sich die Variable *Anteil Mobiltelefone* am besten dafür eignet. Es bestünde auch die Möglichkeit verschiedene Formen des Nichtarbeitseinkommens zu verwenden, allerdings existieren hierzu keine Angaben im Datensatz. Die Variablen *Besitz von Immobilien* oder der *Besitz von Autos* weisen eine zu geringe Variation auf und eignen sich deshalb nicht als Proxyvariable. Die im Datensatz gemachten Angaben zu Remissen beziehen sich auf einen Zeitraum von bis zu zwölf Monaten vor der Befragung. Deshalb wird die Instrumentalvariable *Wechselkurse* konstruiert als Mittelwerte der täglichen Wechselkurse der jeweiligen Länder über die zwölf Monate vor der Befragung. In Abbildung 3.1 und 3.2 sind die Zeitreihen der wichtigsten Wechselkurse zu sehen und in Abbildung 3.3 ist der Mittelwert der Emigrationsländer über den relevanten Zeitraum zu sehen. Es bleibt jedoch zu beachten, dass in den vergangenen Jahren immer mehr als 60% der Migranten Russland zum Ziel hatten und dadurch das Instrument zwischen russischen Migranten nicht variieren kann (siehe Abbildung 3.14). Des Weiteren ist zu beachten, dass laut Bochmann et al. (2012) nur ein kleiner Teil der Rücküberweisungen in Rubel erfolgt und der größte Teil in US-Dollar oder Euro (siehe 3.3.3.3).

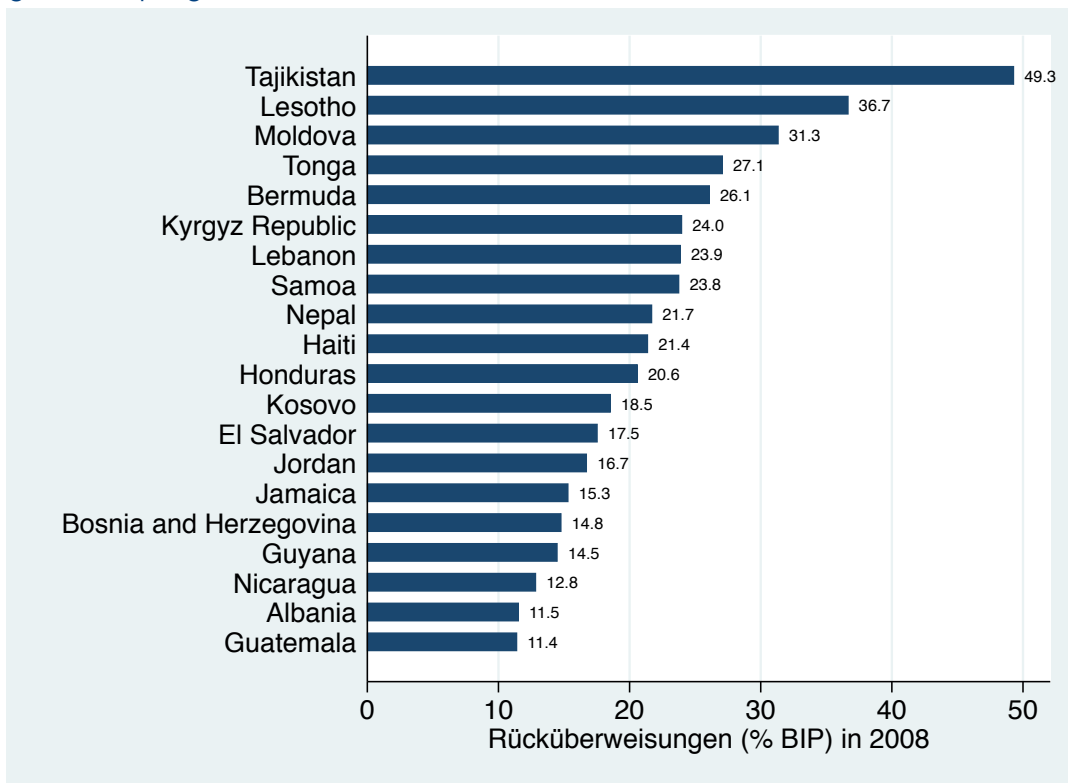
3.3 Die Republik Moldawien

3.3.1 Historische Entwicklung der Republik Moldau seit 1991

Bochmann et al. (ebd., S. 15ff): Erst seit 1991 existiert die Republik Moldau und zählt damit zu den jüngsten europäischen Staaten. In den vergangenen 200 Jahren hat dieser Landteil viele Veränderungen bezüglich ethnischer Zusammensetzung, zahlreicher Kriege und externer Kontrolle durch andere Staaten, insbesondere durch Russland und Rumänien, erfahren. Dadurch ist ein bis heute erhaltenes Identitätsproblem in der dort lebenden Bevölkerung entstanden, da ein häufiger Wechsel der Staatszugehörigkeit, der gesprochenen und amtlichen Sprachen und der dort lebenden Bevölkerung erfolgte. Der Frieden von Bukarest 1812 führte zu der Existenz der Provinz Bessarabien.¹ Hierbei wurde der östliche Teil des Fürstentums Moldau durch das Osmanische Reich an das Russische Reich abgegeben. Ebenso wurde 1775 der Nordwesten Moldawiens, Bukowina, an das Habsburger Reich annektiert. Diese Entwicklung setzte sich im 20. Jahrhundert fort, indem 1918 Bessarabien zu Großrumänien hinzugefügt wurde. Im Rahmen des Hitler-Stalin-Paktes 1939 wurden die Ursachen für die nach dem Zerfall der Sowjetunion eingetretene unabhängige Republik Moldau gelegt. Es wurden besondere territoriale Absprachen getroffen, die verhindert haben, dass eine eindeutige Zuteilung zu einem anderen Land erfolgte und Russland ein Druckmittel gegenüber Rumänien hatte. Des Weiteren wechselte zwischen 1941 und

1 Der Name Bessarabien ist auf das Fürstengeschlecht der Basarab zurückzuführen und bezeichnet die im Süden der Moldau gelegenen Region (Bochmann et al. 2012, S. 16f).

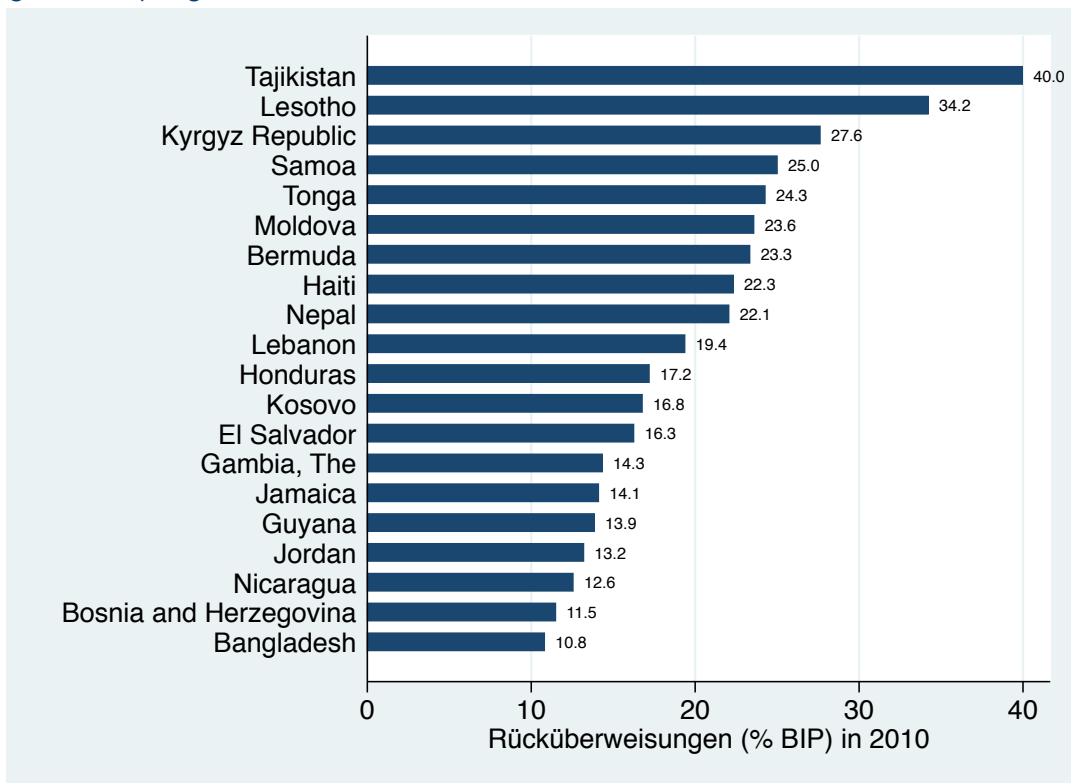
Abbildung 3.4: Entwicklung weltweiter relativer Rücküberweisungen 2008 (% BIP) – die 20 größten Empfängerländer



Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

1944 die Zugehörigkeit zu Russland und Rumänien, in Abhängigkeit des Kriegsverlaufes, mehrmals und führte zur Unterdrückung und Auswanderung der jeweils feindlichen Bevölkerungsgruppen. Die in dieser Zeit entstandenen Fluchtbewegungen, Deportationen und Massenmorde führten zu einer starken Veränderung der ethnischen Zusammensetzung der Bevölkerung. Dadurch kann zwischen einem rumänisch und einem slawisch sprechenden Teil der Bevölkerung unterschieden werden und beide Gruppen fühlten beziehungsweise fühlen sich ihrem jeweiligen Land zugehörig. Das heißt, dass die moldauischen Nation schon seit ihrer Existenz, von der erst ab dem 20. Jahrhundert gesprochen werden kann, immer eine Mischung aus verschiedenen Ethnien und Kulturen war, die sich sowohl bezüglich ihrer Religionen als auch ihrer Sprachen unterschieden und bis 1991 immer in den Nationsbildungsprozess anderer Staaten – russländisch-imperial, rumänisch-nationalstaatlich und sowjetisch – eingebunden war. Ebenso ist ein ständiger Wechsel des Autonomiegrades, von eigenständigem Fürstentum bis einer Verwaltungsregion zu beobachten. Die russische Herrschaft im 19. Jahrhundert führte im Rahmen der wirtschaftlichen Erschließung des Landes zu vielen Ansiedlungen anderer Volksgruppen, darunter unter anderen Bulgaren,

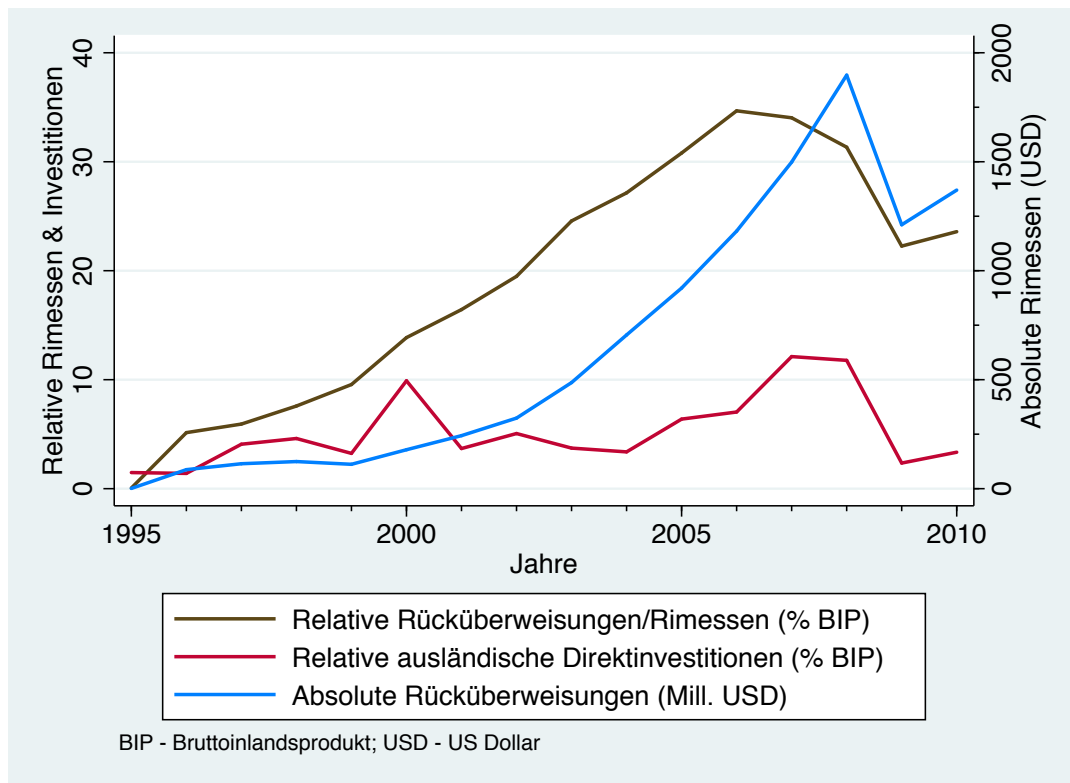
Abbildung 3.5: Entwicklung weltweiter relativer Rücküberweisungen 2010 (% BIP) – die 20 größten Empfängerländer



Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

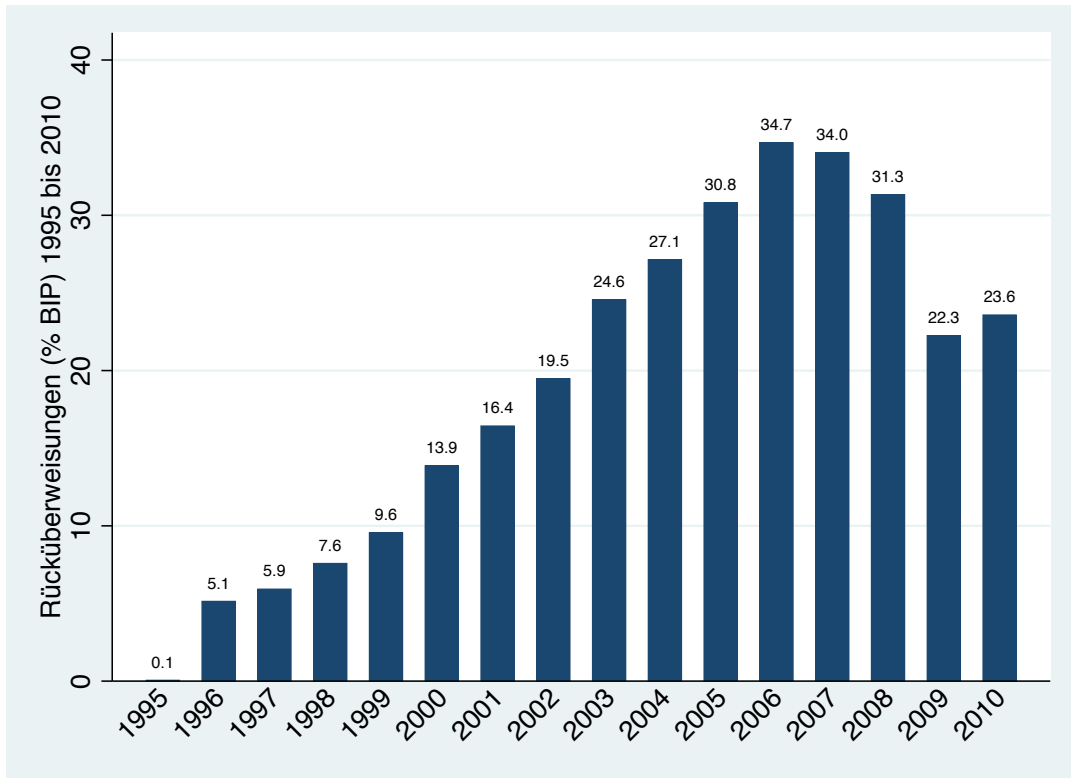
Gagausen, Deutsche, Russen, Ukrainer und Juden, so dass der Anteil an Rumänier gesunken ist und der gemeinsame Bezugspunkt dieser zusammengewürfelten Gemeinschaften die russische Sprache und Kultur wurde. Erst ab 1918 wurde der Einfluss Rumäniens wieder deutlich größer, als sich die 1917 proklamierte Moldauische Demokratische Republik, im Rahmen des Zerfalles des Zarenreichs, mit Rumänien vereinigte. Dies führte zu weiteren Konflikten in der Bevölkerung, da einerseits die gesprochene Sprache dem Rumänischen ähnelte, aber gleichzeitig die russische Kultur dominierte. Während der Nachkriegszeit und der sowjetischen Herrschaft wurden in mehreren Wellen und in umfangreichem Maße Bauern und andere Bevölkerungsteile deportiert (Massendepportationen) und Schauprozesse durchgeführt. Zur gleichen Zeit erlagen ungefähr 115.000 Menschen der organisierten Hungersnot und es fanden massenhafte Abwanderung von Bauern in östliche Teile der Sowjetunion statt. Dies verstärkte die Bevölkerungsverluste (Bochmann et al. 2012, S. 22, 109ff). Die fortschreitende Russifizierung und gleichzeitig das Beibehalten von Rumänisch als Sprache für einen großen Teil der Bevölkerung führte ab 1990 zu einer Spaltung der Bevölkerung in sogenannte Rumänisten und Moldovenisten. Die Rumänisten

Abbildung 3.6: Zeitreihe Entwicklung relativer, absoluter Rücküberweisungen und der relativen Direktinvestitionen in Moldawien von 1995 bis 2010



Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

sehen sich als Teil der rumänischen Kultur und des Landes und die Moldovenisten fordern einen eigenen Nationalstaat. Beide Gruppen sehen keine Kompromissgrundlage bezüglich ihrer Identitätsfindung und dieses Klima bestimmt bis heute den politischen Diskurs. Gleichzeitig wird dieses historisch in der Gesellschaft verankerte Problem aufgrund seiner Brisanz oftmals dazu instrumentalisiert Partikularinteressen durchzusetzen (Bochmann et al. 2012, S. 24f). Die Republik Moldau hat eine bewegte Vergangenheit hinter sich und ist insbesondere seit 1991 starken wirtschaftlichen Schwankungen unterworfen, die das Land geprägt haben. Als dauernder schwelender Konflikt sind seit dem Vertrag von Bukarest (1812) die gegenläufigen Interessen von Russland und Rumänien, die sowohl im Zarenreich

Abbildung 3.7: Entwicklung relativer Rücküberweisungen in Moldawien von 1995 bis 2010

Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

als auch unter Stalin zu einer Russifizierung führten.¹ Diese unterschiedlichen äußeren Interessen und die Zusammensetzung der Bevölkerung aus verschiedenen Volksgruppen haben zu einer Spaltung des Landes geführt. Dieser Konflikt kann heutzutage anhand des immer noch bestehenden Konfliktes um Transnistrien, dem Landteil von Moldavien östlich

1 Übliche Bezeichnungen für die Republik Moldau sind auch Moldawien, Moldova und Bessarabien (Bochmann et al. 2012, S. 15ff). Bochmann et al. (ebd., S. 15ff) vergleichen den Begriff Moldawien im Deutschen mit der Bezeichnung der neuen Bundesländer als DDR, da Moldawien im Prinzip eine russische Übersetzung von „Moldauische Sozialistische Sowjetrepublik.“ und nur für den Zeitraum von 1944 bis 1991 zutreffend ist.

des Nistrus beobachtet werden (vgl. King 1999, S. 178ff; Bochmann et al. 2012, S. 118ff).^{1,2} Anhand der offiziellen Amtssprache rumänisch, die als moldawisch bezeichnet wird, gibt es auf regionaler Ebene zusätzlich noch weitere Amtssprachen wie beispielsweise Russisch, Ukrainisch und Gagausisch (vgl. Bochmann et al. 2012, S. 109ff).³ Als postsowjetischer Staat ist Moldawien wie die meistens Staaten der ehemaligen Sowjetunion von einem tiefgreifenden Strukturwandel geprägt und ein Blick auf die wirtschaftliche Entwicklung, das Bruttonationaleinkommen (Abbildung A.6), Bruttoinlandsprodukt (Abbildung 3.10), den Gini-Koeffizienten (Abbildung 3.12), das Pro-Kopf-Einkommen (Abbildung 3.11, A.7) und die Verteilung der arbeitenden Bevölkerung über die Sektoren zeichnet ein Bild von großer Armut und macht Moldawien zu einem der ärmsten Länder innerhalb Europas. Diese Probleme sind eine Ursache für die außerordentliche hohe Emigration der Bevölkerung (Cuc et al. 2005). Anhand von Abbildung 3.4 und 3.5 lässt sich deutlich sehen, dass die Republik Moldau, relativ gesehen, weltweit zu den Nationen gehört, die am meisten Rücküberweisungen erhalten.⁴ In Abbildung 3.7 lässt sich die Entwicklung der Rücküberweisungen relativ zum Bruttoinlandsprodukt nachvollziehen. Ebenso kann in Abbildung 3.6 die Entwicklung der relativen Rücküberweisungen, der relativen Direktinvestitionen und der absoluten Rücküberweisungen im Verhältnis zueinander beobachtet werden. Von besonderem Interesse ist hierbei die Tatsache, dass die Rücküberweisungen die ausländischen Direktinvestitionen deutlich übersteigen.

3.3.2 Geographie der Republik Moldau

Die Republik Moldau beheimatet ungefähr 3.6 Millionen Einwohner und erstreckt sich über 33.845km². Sie besitzt nur Grenzen mit der Ukraine und Rumänien und zählt zu den

1 Der Fluss Nistru (moldawisch, rumänisch) wird auch als Dnister beziehungsweise Dnjestr (ukrainisch) bezeichnet.

2 Transnistrien ist ein Landteil Moldawiens, der als autonomes Gebiet gilt, allerdings international nicht anerkannt ist. Siehe Protsyk (2012) für eine aktuelle Analyse des politischen Regimes in Transnistrien und des negativen Einflusses fehlender internationaler Anerkennung auf den Prozess der Demokratisierung und Bochmann et al. (2012, S. 118ff) für die Entstehungsgeschichte der Transnistrischen Moldauischen Republik (*Pridnestrovskaja Moldavskaja Respublika* – PMR). Die Einwohnerzahl belief sich offizieller Schätzungen zufolge auf 580.000 im Jahre 2004 (ebd., S. 157).

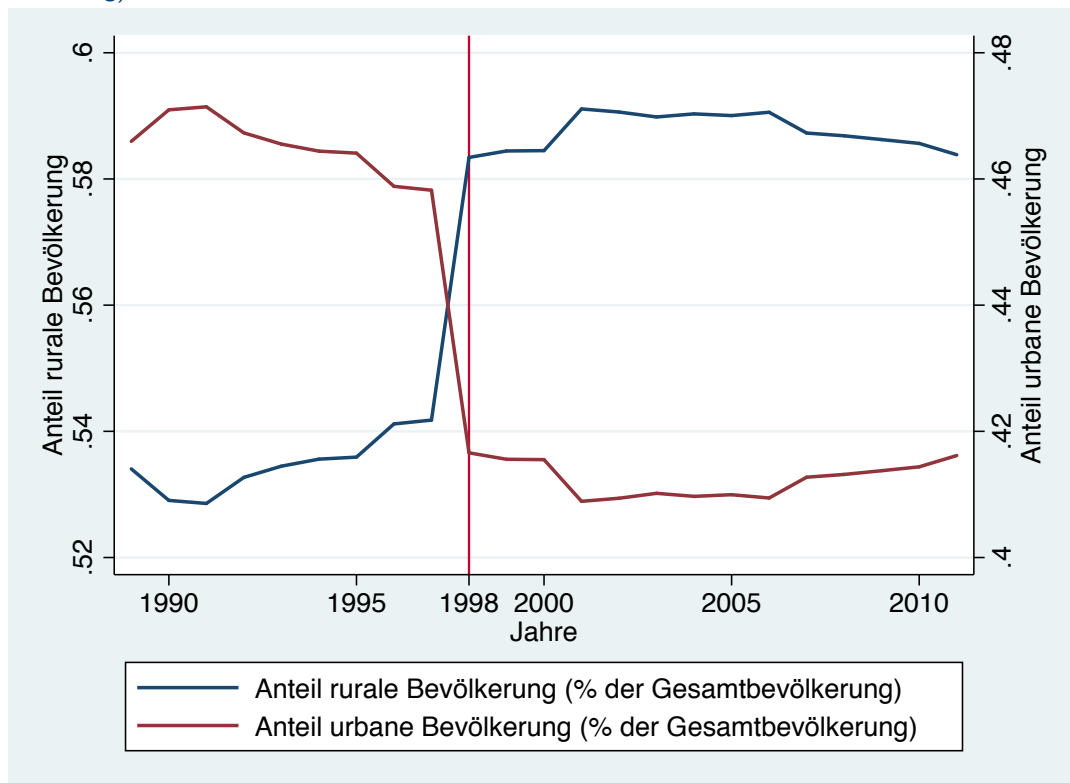
3 Gagausien (mold.: *Unitate teritorială autonomă Găgăuzia* bzw. UTA Găgăuzia) mit der Hauptstadt Comrad, bezeichnet einen Landteil im Süden Moldawiens, deren Bewohner, orthodoxe christliche Türken, die viertgrößte ethnische Minderheit in Moldawien darstellen und die Besonderheit haben, dass sie zu keinem Staat im Ausland zugehörig sind. Im Unterschied zu dem Konflikt in Transnistrien waren die Forderungen auf mehr Rechte auf lokaler Ebene und keine vollständige Separation von Moldawien fokussiert. Die Wahlen 1994 in Moldawien und die damit verbundene Machtverschiebung hin zur Zentrumsparterie waren die Wegbereiter für die ab 1995 autonome Region Gagausien. Auf Grunde der unterschiedlichen ethnischen Zusammensetzung im Süden Moldawiens wurde beschlossen, dass die Dörfer und Städte individuell über ihre Zugehörigkeit zur moldawischen oder gagausischen Verwaltung abstimmen dürfen (vgl. King 1999, S. 209ff).

4 Siehe Abbildung A.3 und A.4 für die Entwicklung weltweiter relativer Rücküberweisungen in 2004 und 2006.

Anrainerstaaten der Europäischen Union (Bochmann et al. 2012, S. 157). Die Geographie ist geprägt von den Karpaten im Westen und der Nähe zum Schwarzen Meer (ebd., S. 159). Auf Grunde der weiten Verbreitung von Lössböden und der relativ vorteilhaften klimatischen Bedingungen ist die landwirtschaftliche Nutzbarkeit sehr gut und die Region Moldawien stellt unter anderem ein wichtiges Weinbaugebiet dar. Dadurch bedingt ist, dass noch ein großer Teil der Bevölkerung in ländlichen Regionen wohnt. Bochmann et al. (ebd., S. 162f) geben den Anteil der ruralen Bevölkerung mit 52,3% an. In Abbildung 3.8 ist aber zu sehen, dass die Verstädterung abgenommen hat und der Anteil der ruralen Bevölkerung bei 59% liegt. Diese Diskrepanz ist vermutlich damit zu erklären, dass die ausgewählte Berechnungsgrundlage von der des Statistischen Bundesamtes von Moldawien abweicht.¹ Damit ist gemeint, dass seit 1998 die Bevölkerung in Transnistrien und der Gemeinde Bender nicht mehr in die Berechnung der Bevölkerungsstatistiken einfließen. Dies ist deutlich durch den Sprung der relativen Anteile ab 1998 (vgl. Abbildung 3.8) zu sehen. Offensichtlich ist die Verstädterung in Transnistrien deutlich weiter fortgeschritten als in der Republik Moldawien. Dies kann erklärt werden durch die wirtschaftspolitischen Entscheidungen der Sowjetunion, die dort gezielt Industriestrukturen gefördert und angesiedelt hat, so dass die Wirtschaftsleistung im Verhältnis zum Rest Moldawiens deutlich stärker war. Dadurch sind das Fortschreiten der Verstädterung begünstigt und auch die Russifizierung der Region vorangetrieben worden (ebd., S. 119). Außerdem liegen die Orte im Flusstal des Dnjestr und konnten sich dadurch flächenmäßig besser ausbreiten (ebd., S. 164). Die Besiedlungsstruktur kann in Zahlen folgendermaßen ausgedrückt werden: Die Republik Moldau besteht aus 1.475 Dörfern und 917 Gemeinden (Stand 2006). Es gibt 65 Städte die aber nur zwischen 10.000 und 20.000 Einwohner haben und nur 10 Städte mit Einwohnerzahlen zwischen 20.000 und 60.000. Mit Chisinau haben 4 Städte mehr als 100.000 Bewohner, allerdings befinden sich 2 davon (Tiraspol und Bender) in Transnistrien und nur Balti in der Republik Moldau. Die größeren Städte sind hauptsächlich im Norden und im Zentrum des Landes zu finden. Die Auswanderung der Arbeitskräfte hat sich unterschiedlich auf die städtischen und ländlichen Landesteile ausgewirkt. Die städtische Bevölkerung hat von 1989 bis 2006 um 27,1% abgenommen und die ländliche allerdings nur um 8,5%, da die Verhältnisse durch eine mögliche Subsistenzwirtschaft auf dem Lande besser waren. In einem schlechten Zustand befindet sich das Straßennetz, weil 2005 nur 38% der Straßen asphaltiert waren (ebd., S. 165). Die Unterschiede zwischen ruralen und urbanen Regionen unterscheiden sich auch hinsichtlich des Einkommensniveaus, dem Ausbildungsgrad, der Wohnungsausstattung, Ausgaben für Lebensmittel und der Lebenserwartung. In allen Fällen ist die Lage in urbanen Gegenden deutlich besser und ebenso lässt sich ein Nord-Süd-Gefälle mit einem höherem Niveau im Norden feststellen. Durch das niedrige Einkommen ist auch die Armut sehr hoch, so dass 2002 ungefähr 40% der Bevölkerung unterhalb der Armutsgrenze lebten (Pro-Kopf-Einkommen unter 2,15\$ pro

1 Mit Berechnungsgrundlage ist gemeint, dass andere Definition der Landfläche verwendet worden sind und sich damit auch die Anzahl der Personen die dem Land zugerechnet werden, ändert.

Abbildung 3.8: Zeitreihe relativer Anteile ruraler und urbaner Bevölkerung (in % der Gesamtbevölkerung) von 1989 bis 2011



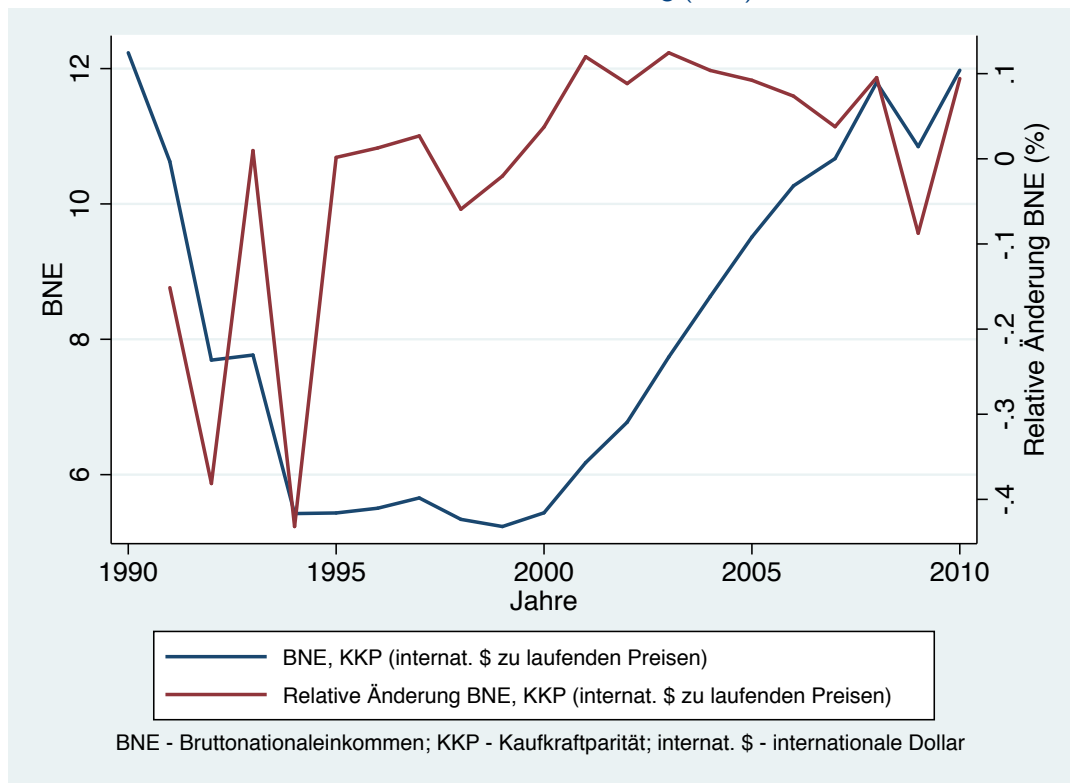
Quelle: (Biroul Național de Statistică al Republicii Moldova 2012) Abbildung eigene Darstellung. Seit 1998 wird die Bevölkerung in Transnistrien und der Gemeinde Bender nicht mehr in der Berechnung der Statistiken berücksichtigt und deshalb gibt es einen Sprung der relativen Anteile ab 1998. Offensichtlich ist die Verstädterung in Transnistrien deutlich weiter fortgeschritten.

Tag). Durch die UNO und die EU hat und erhält die Republik Moldau finanzielle Hilfen (Bochmann et al. 2012, S. 167ff). Damit zählt die Republik Moldau zu den ärmsten Ländern Europas. Im Vergleich mit den umliegenden Staaten liegt das BIP pro Kopf deutlich unter dem der Ukraine, Weißrussland, Bulgarien, Rumänien und Russland. Dies gilt auch für weitere Faktoren wie beispielsweise dem Human Development Index (ebd., S. 162ff).

3.3.3 Migration in der Republik Moldau

Die Anzahl der Arbeitsmigranten ist schwierig zu schätzen und liegt deshalb in dem weiten Intervall zwischen 350.000 und 700.000. Die Summe der Rücküberweisungen relativ zum Bruttoinlandsprodukt lag 2006 bei fast 35% und damit liegt die Republik Moldau im europäischen Vergleich deutlich vor Bosnien-Herzegowina (23%), Serbien und Montenegro (18%) und Albanien (11%). Allerdings ist durch die Migration ein Arbeitskräftemangel

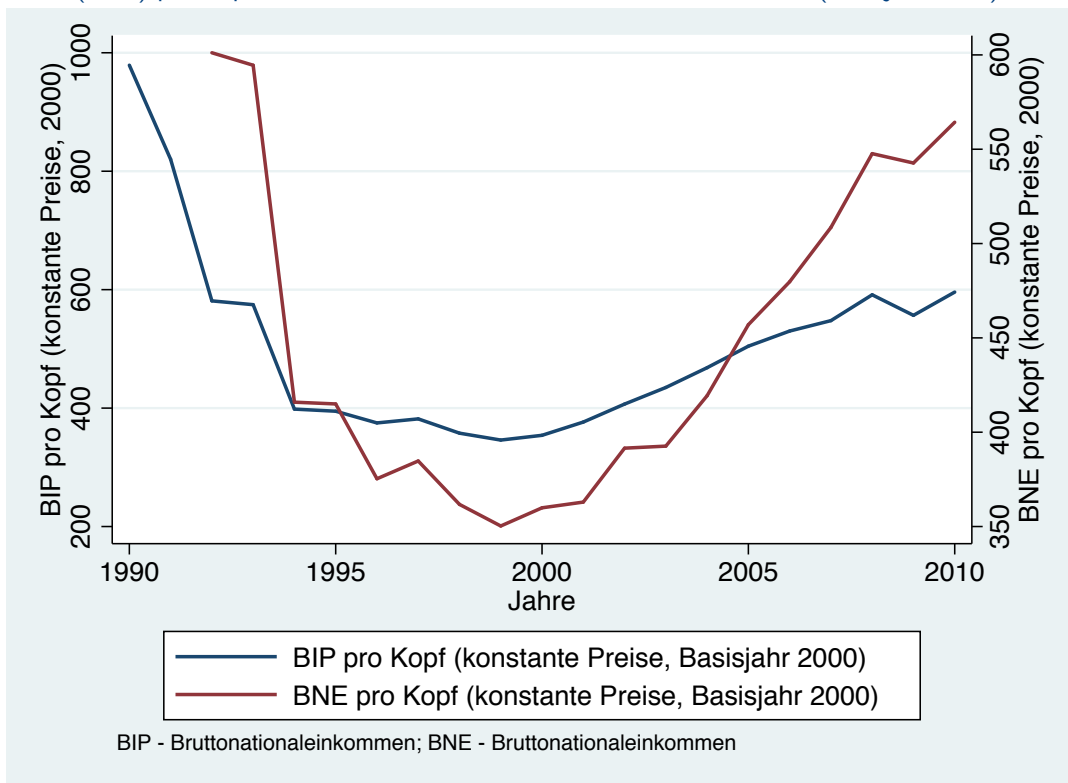
Abbildung 3.9: Entwicklung des Bruttonationaleinkommens (BNE) in Moldawien zu laufenden Preisen in internationalen Dollars und die relative Änderung (in %)



Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

im Land entstanden und die Rimessen werden hauptsächlich dafür aufgewendet, Importe zu bezahlen und fließen damit nicht der Binnenwirtschaft zu. Der primäre Sektor des Landes leistet nur einen geringen Beitrag zur Wirtschaftsleistung (21% BIP), obwohl beinahe 50% der arbeitenden Bevölkerung in diesem Sektor 2004 tätig waren. Dies liegt darin begründet, dass die privatisierten Betriebe oftmals zu klein sind, keine Maschinen haben und dadurch ineffizient arbeiten. Außerdem gibt es kein Vertriebssystem um die Produkte systematisch und strukturiert zu vertreiben (Bochmann et al. 2012, S. 163). Seit Mitte der 90er Jahre sind ungefähr 30% der arbeitenden Bevölkerung ausgewandert und stellt damit relativ gesehen weltweit eine der größten Emigrationsgruppe dar. Bouton et al. (2011) stellen fest, dass die Abwanderung nicht nur einen direkten Effekt auf die zurückgebliebenen Haushalte durch Rücküberweisungen und die Migrationsentscheidung hat, sondern ebenso auf das Lohnniveau des emigrationslandes Moldawien. Der negative exogene Schock des Arbeitsangebotes hat einen positiven Effekt auf das Lohnniveau. Allerdings bleibt zu berücksichtigen, dass diese Effekte heterogen über die verschiedenen Sektoren verteilt sind und die Autoren können keine Antwort darauf geben, in welcher

Abbildung 3.10: Entwicklung des Bruttoinlandsproduktes (BIP) und des Bruttonationaleinkommens (BNE) pro Kopf in Moldawien zu konstanten Preisen in US-Dollar (Basisjahr 2000)



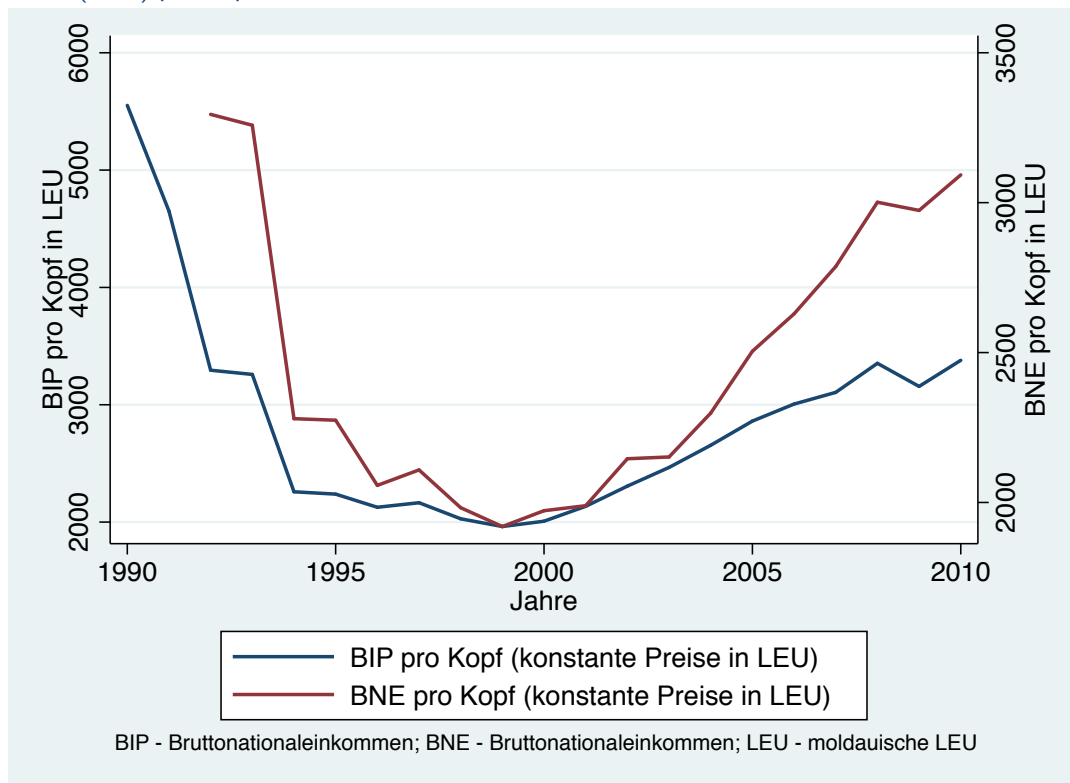
Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

Form diese Ergebnisse bewertet werden sollen. Das heißt, dass im Bereich Baugewerbe die Löhne überdurchschnittlich stark gestiegen sind, da ein großer Teil der Migranten in die GUS-Staaten im Bereich Baugewerbe abgewandert ist. Das heißt jedoch nicht, dass im Allgemeinen mehr Arbeitsplätze geschaffen wurden.

3.3.3.1 Historische Migration

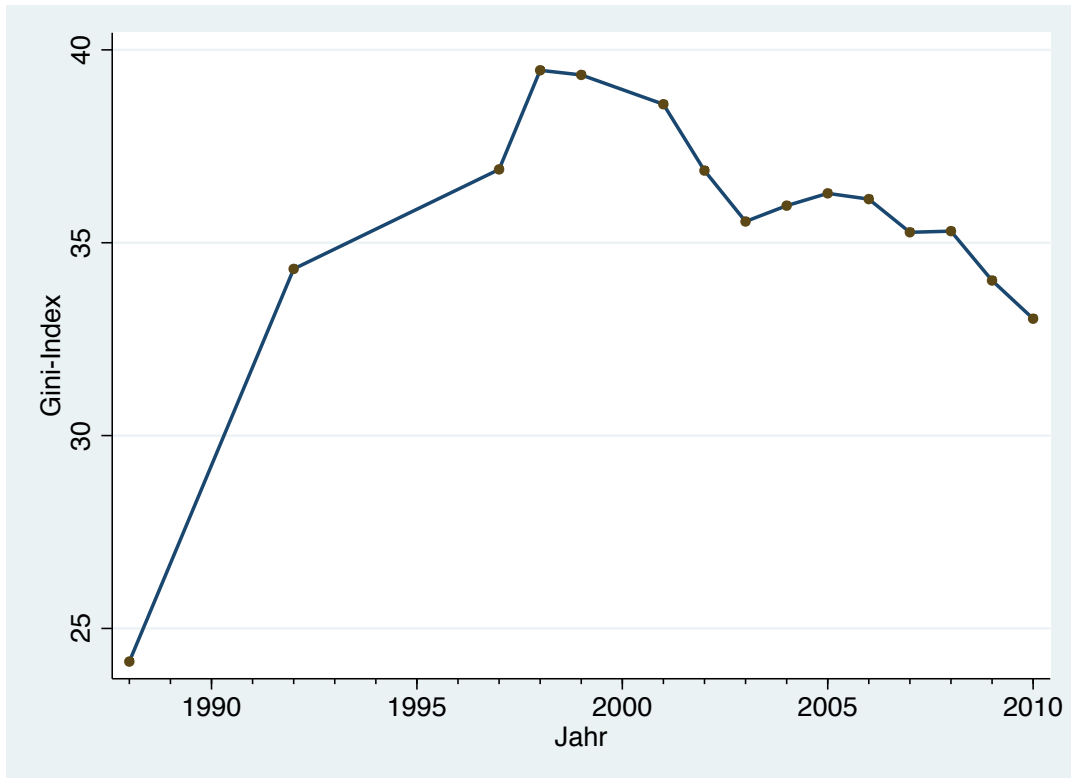
Die junge Republik Moldau hat bereits auf ihrem Landesgebiet eine Vielzahl von Migrationsbewegungen in den letzten Jahrhunderten erlebt. Die ständige Änderung der territorialen Zugehörigkeit, die Ansiedlung von unterschiedlichen Bevölkerungsgruppen und deren Wanderungen hat zu einer sprachlichen und ethnischen Vielfalt geführt. Durch die Herrschaft des russischen Reiches gab es eine Zuwanderung von russischen Flüchtlingen und Ukrainern. Gleichzeitig hat aber auch eine Abwanderung der dort bisher lebenden Bevölkerung stattgefunden. Ab 1813 wanderte eine große Welle Deutscher ein, weil finanzielle, materielle, kulturelle, und religiöse Anreize zur Besiedlung und wirtschaftlichen Stärkung der südlichen Regionen durch die zarische Verwaltung gegeben wurden

Abbildung 3.11: Entwicklung des Bruttoinlandsproduktes (BIP) und des Bruttonationaleinkommens (BNE) pro Kopf in Moldawien zu konstanten Preisen in LEU



Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

(Ackerland, Steuer-, Sprach- und Religionsfreiheit). Diese Privilegien wurden allerdings ab 1871 Stück für Stück wieder aufgehoben und führten zu einer Emigrationswelle der ehemaligen Einwanderer. Des Weiteren konnten durch den Friedensvertrag von Bukarest ab 1812 Christen aus dem osmanischen Reich auswandern und so ließen sich Bulgaren und Gagausen ebenfalls im Süden des Landes nieder. Die landwirtschaftliche Dürreperiode von 1833/34 und der Krimkrieg 1856 führten zu weiteren Abwanderungen. Unter der Herrschaft des russischen Reiches gab es Siedlungsprogramme, die zu einer starken Zunahme der slawischen Bevölkerung (Ukrainer, Russen, Kosaken und Lipowaner) führten. Das heißt, dass die Wanderungsbewegungen der Population zum einen durch die russische/zarische Kolonialisierungspolitik und zum anderen durch Krisen, Kriege und Verfolgungen verursacht wurden. Die geleitete Immigration hatte zum Ziel, die Wirtschaftskraft der Region Moldawien zu entwickeln und zu stärken. Die Folge des Ersten Weltkrieges war, dass Fluchtbewegungen durch die tatsächlichen Kriegshandlungen ausgelöst wurden und durch die Anbindung an Rumänien ein Teil der russisch sprechenden Bevölkerung das Land verließ, um gleichzeitig durch andere Kriegsflüchtlinge aus Russland wieder kompensiert

Abbildung 3.12: Zeitreihe Gini-Index für Moldawien

Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung. Es ist zu sehen, dass der Gini-Index sein Maximum im Jahre 1998 erreicht. Das heißt, dass die Ungleichheit, die mit diesem Maß gemessen wird, bis 1998 zunimmt und danach fast schwach stetig absinkt. Diese Entwicklung ist kohärent mit dem Verlauf des BNEs, BIPs im Aggregat und pro Kopf. Zuerst steigt die Ungleichheit an, weil die wirtschaftliche Entwicklung zu einem Stillstand kommt, der Lebensstandard dadurch auf ein Minimum fällt und ab 2000 steigen die Einkommen im Allgemeinen wieder an und die Ungleichheit verringert sich.

zu werden. Die Anbindung Moldawiens an die Sowjetunion 1940 führte zur massenhaften Flucht nach Rumänien und zur Rückkehr von Soldaten, die für die rumänische Armee rekrutiert wurden. Außerdem wanderte der ganze Beamtenapparat der Sowjetunion ein. Die wichtigste organisierte Auswanderungswelle waren Deutsche, die in das Großdeutsche Reich umgesiedelt wurden und die Deportation von rumänischen Eliten nach Sibirien. Während des zweiten Weltkrieges kam es auch zu einer Fluchtbewegung und zu Deportationen der jüdischen Einwohner, die sich im 19. Jahrhundert aufgrund der politischen Freiheiten dort niedergelassen hatten. In der Nachkriegszeit ist auch eine erhöhte Mobilität der Bevölkerung zu verzeichnen. Ursachen hierfür waren die Lebensumstände (Hungersnöte), Kriegsrückkehrer, Deportationen aus politischen Gründen in Internierungslager der UdSSR, Familienzusammenführungen, opportunistische Einwanderer aus den Sowjetrepubliken in der Erwartung besserer Lebensumstände. Schätzungen zufolge sind durch Hungersnöte

und Deportation ungefähr 150.000–200.000, mehrheitlich Rumänischsprachige, gestorben. Durch diese Politik ist der Anteil der russischsprachigen Bevölkerung in den folgenden Jahren stark angestiegen (Bochmann et al. 2012, S. 544ff).

3.3.3.2 Ursachen der Arbeitsmigration nach dem Fall der Mauer

Durch den Fall der Mauer haben sich die Bedingungen für die Arbeitsmigration stark geändert. Dies war bedingt durch Erleichterungen der Reisebestimmungen und der strukturellen Arbeitslosigkeit die durch den Zerfall der Zentralwirtschaft UdSSR begünstigt wurde. Weiterhin führte ein Mangel an Reformen zu Verschlechterung der wirtschaftlichen Lage, indem die Inflation angestiegen ist und keine Gehälter und Pensionen mehr gezahlt wurden. Diese Wirtschaftskrise hat zu einem starken Absinken der Wirtschaftsleistung, des Lebensstandards und zu einer massenhaften Abwanderung der arbeitenden Bevölkerung geführt und hat sich bis 2001 fortgesetzt (siehe Abbildung 3.9, 3.12 und 3.6). Eine internationale Integration des Arbeitsmarktes und die fortschreitenden Globalisierung haben die Bereitschaft erhöht in wohlhabenderen Ländern (Osteuropa/Westeuropa) Arbeit zu suchen. Auf nationaler Ebene wurde dieser Prozess durch offene Grenzen unterstützt. Nur ein kleiner Teil der Bevölkerung möchte dauerhaft das Land verlassen (Emigration), aber für die gesamte arbeitenden Bevölkerung gilt, dass es erstrebenswert ist das Land zu verlassen, um dadurch in den Genuss eines höheren Einkommens zu kommen. Durch diese verstärkte Bereitschaft auszuwandern ist die Risikobereitschaft gegenüber den Kosten und Gefahren einer Migrationsentscheidung deutlich angestiegen. Die Anzahl der Arbeitsmigranten ist schwierig zu bestimmen und es gibt verschiedene Schätzungen hierzu (ebd., S. 230ff). Der Zensus von 2004 beziffert die Anzahl der Arbeitsmigranten auf 340.000, die Arbeitskräfteerhebung (*Labor Force Survey*, LFS) auf 345.000 (Biroul Național de Statistică al Republicii Moldova 2012) und die repräsentative Umfrage CBS-AXA von 2004 kommt auf 399.000 beziehungsweise 571.000 wenn die Menschen berücksichtigt werden, die sich zum Zeitpunkt der Umfrage in der RM aufhielten, aber in den vorhergehenden zwei Jahren im Ausland temporär gearbeitet haben (CBS-AXA, Consultancy 2005, S. 6).¹ Die Anzahl der Arbeitsmigranten hat ihren Höhepunkt im dritten Quartal 2007 erreicht und ist dann bis zum zweiten Quartal 2008 abgesunken (siehe Abbildung 3.13). Der Rückgang der Arbeitsmigration in 2007 bis 2008 ist fast ausschließlich durch eine niedrigere Migration nach Russland bedingt. Die Emigration in westeuropäische Länder ist nahezu konstant geblieben (Luecke et al. 2009, S. 11; Bochmann et al. 2012, S. 231). Russland ist mit Abstand das wichtigste Zielland für die Arbeitsmigration mit einem Anteil in 2008 (2006) von 61,7% (62%). Dahinter folgt Italien mit 17,9% (17,6%) und die restlichen Länder mit 20,4% (20,3%). Mit dem Sammelbegriff „restliche Länder“ werden unter anderem Griechenland, Israel, Portugal, Rumänien, die Ukraine und die Türkei

1 In Bochmann et al. (2012, S. 230) findet sich folgende Aussage zur Anzahl der Arbeitsmigranten: „[...] es existieren keine vollständigen und glaubwürdigen Informationen über die genaue Zahl der im Ausland tätigen Arbeitsmigranten.“

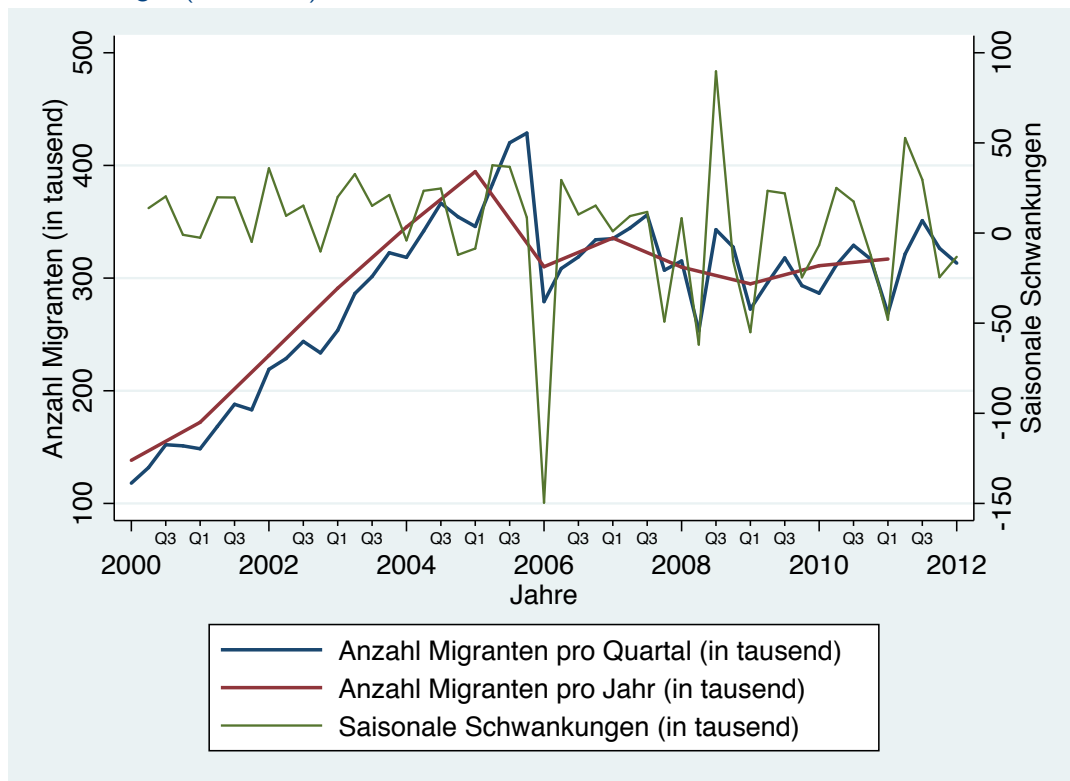
bezeichnet. In Abbildung 3.14 ist die Verteilung der Migranten über die Zielländer von 2006 bis 2011 zu finden und es ist deutlich sichtbar, dass der Großteil der Migranten Russland als Migrationsland wählt. Wenn man die Jahre 2006 bis 2011 betrachtet fällt die jährliche Änderung nicht so stark aus, aber bei der Betrachtung der saisonalen Migration sind deutlich größere Schwankungen in Abbildung 3.13 sichtbar (vgl. Bochmann et al. 2012, S. 230ff).

Der hohe Anteil von Russland als Zielland hat sowohl historische als auch wirtschaftliche Gründe. Zu Zeiten der UdSSR arbeiteten viele Moldauer in der Sowjetunion und viele sind nach dem Zusammenbruch wieder zurückgekehrt. Die postsowjetische Wirtschaftslage in der Republik Moldau brachte aber keine Verbesserung und es entstand eine Migrationsbewegung in die GUS-Staaten und nach Russland. Hierbei war von Vorteil, dass die sprachlichen Barrieren für die russischsprachige Bevölkerung reduziert war und gleichzeitig die Reisekosten nur ein Bruchteil von denen nach Westeuropa betrugen. Außerdem besteht die Tätigkeit zu ungefähr zwei drittel im Baugewerbe (in 2004 waren es laut CBS-AXA Consultancy (2005, S. 61) 62,4%) und es ist einfacher dort ohne Aufenthalts- bzw. Arbeitsgenehmigung zu arbeiten. Diese Form der Arbeit zeigt starke saisonale Schwankungen. Die Migranten in GUS-Staaten haben einige spezifische Eigenschaften. Die meisten sind männlich, mittleren Alters, haben ein niedriges Ausbildungsniveau und kommen aus ländlichen Gegenden. Der Grund für die Auswanderung in europäische Länder ist das im Vergleich zu Russland deutlich höhere Lohnniveau. Allerdings entsprechen die Reisekosten zum Teil dem 20-fachen. Im Allgemeinen gilt, dass der Aufenthaltsstatus einen Effekt auf die Reisekosten hat. Das heißt, dass die illegale Einreise, Beschäftigung und Aufenthalt deutlich höhere Kosten verursachen können. Ebenso unterscheiden sich die Migranten bezüglich Ausbildungsniveau, Aufenthaltsdauer, Geschlecht und Tätigkeit zwischen GUS- und EU-Staaten. (Luecke et al. 2009; Bochmann et al. 2012). Die Organisation der Arbeitsmigration erfolgt in der Regel informell über Migrationsnetzwerke und es gibt keine Steuerungs- oder Kontrollmechanismen von staatlicher Seite (Bochmann et al. 2012, S. 233).

3.3.3.3 Auswirkungen der Migration

Im Allgemeinen ist festzustellen, dass durch die Arbeitsmigration zusätzliche Einkünfte generiert werden, die dazu beitragen den Lebensstandard zu verbessern, indem beispielsweise Rücküberweisungen getätigt werden. Die Rücküberweisungen erfolgten 2009 zu 54,1% in US-Dollar, zu 40,6% in Euro und zu 5,6% in russischen Rubel (ebd., S. 234). In Abbildung 3.2 und 3.1 sind die Schwankungen täglicher Wechselkurse der Hauptwährungen US-Dollar, Euro, Pfund und Rubel gegenüber dem moldauischen Leu zu sehen. Die Höhe der Rücküberweisungen beziehungsweise Remissen ist so hoch, dass sie 2006 ungefähr 35% des Bruttoinlandsproduktes ausmachten (siehe Abbildung 3.7) und im Vergleich zur Summe und Entwicklung (Wachstumsraten) der ausländischen Direktinvestitionen diese um ein Vielfaches übersteigen (siehe Abbildung 3.6). Die Devisen tragen zur Stabilisierung der Landeswährung, der Währungsreserven, dem Bankwesen und sozialer Spannungen

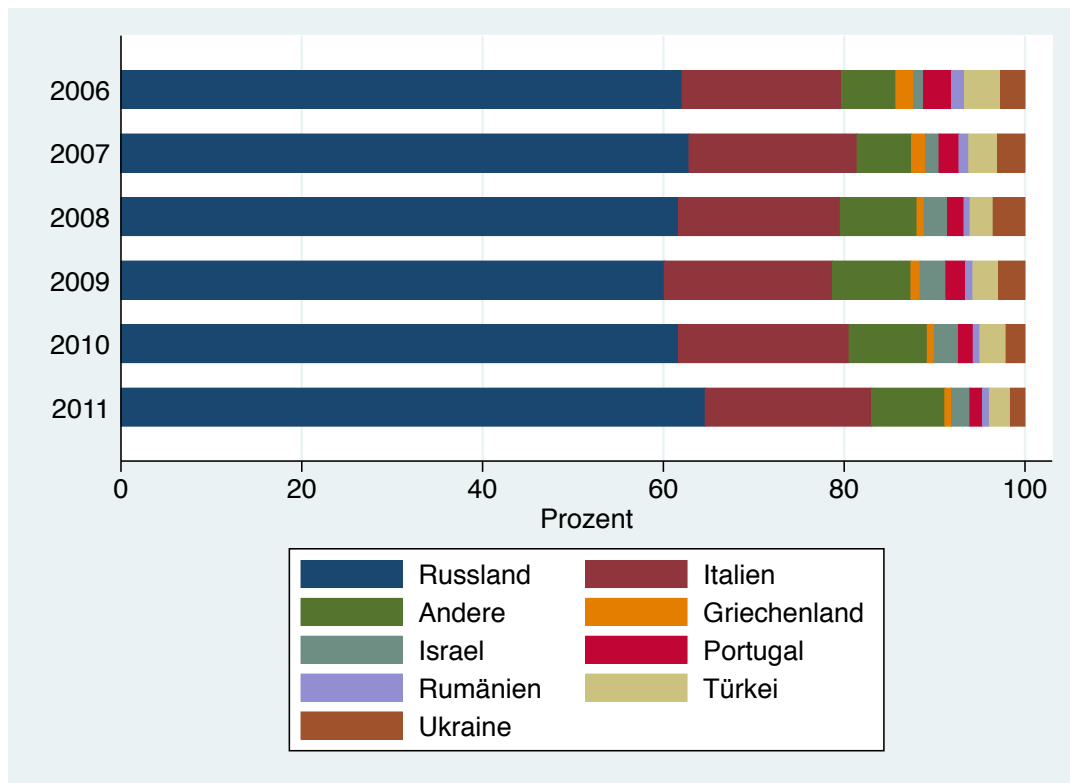
Abbildung 3.13: Zeitreihe der Anzahl der Arbeitsmigranten pro Jahr, pro Quartal und saisonale Schwankungen (in tausend)



Quelle: Biroul Național de Statistică al Republicii Moldova (2012), Abbildung eigene Darstellung. Die Daten beschreiben die Anzahl der Migranten pro Quartal in tausend. Die Anzahl der Migranten pro Jahr ist der Jahresdurchschnitt und die saisonalen Schwankungen beziehen sich auf das vorhergehende Quartal und sind die Differenz davon.

bei. Im Allgemeinen steigt dadurch auch der Wohlstand und der Anteil der Armen wird dadurch verringert. Gleichzeitig sinkt die Arbeitslosigkeit vor Ort, da ein Teil der erwerbsfähigen Bevölkerung im Ausland Arbeit bekommt, die im Inland möglicherweise nicht zur Verfügung gestanden hätte. Dadurch haben Migrationshaushalte im Durchschnitt ein höheres verfügbares Einkommen und, abhängig vom Wohlstandsniveau, wird das zusätzliche Einkommen für Konsum- und Haushaltsgüter (Ärmere) oder dauerhafte Konsumgüter und Investitionen wie beispielsweise Autos oder Immobilien (Wohlhabendere) verwendet. Im Gegenzug zu den Vorteilen des zusätzlichen Einkommens durch Remissen führt dies auch zu einer Teuerung, die durch die zusätzliche Nachfrage und Kaufkraft der Migrationshaushalte verursacht wird und die relative Armut der Nicht-Migrationshaushalte erhöht. Die Betrachtung der demographischen Eigenschaften der Migranten zeigt, dass es sich hierbei meistens um den jungen Teil der Bevölkerung handelt. Dadurch verbleiben im Prinzip die Alten und Schwachen im Lande und die Wirtschaft wird geschwächt

Abbildung 3.14: Relative Anteile der Migranten aufgeteilt nach Zielländern über die Zeit von 2006 bis 2011



Quelle: Biroul Național de Statistică al Republicii Moldova (2012), Abbildung eigene Darstellung

beziehungsweise verliert die Fähigkeit aus eigener Kraft Innovationen und Wachstum zu entwickeln. Außerdem zerfallen dadurch soziale Strukturen. Das heißt, dass sich die patriarchalische Familienstruktur, Familienbeziehungen, Aufziehen von Kindern, soziale Kontakte und Engagement nicht mehr in ihrer traditionellen Form erhalten lassen. Eine Konsequenz davon ist beispielsweise, dass viele Kinder nur mit einem Elternteil oder ohne Eltern aufwachsen. Dies kann zur Verwahrlosung, Gewalt und Kriminalität führen. Ebenso führt die Migration zu einem schlechteren Gesundheitszustand. Auf Grund der oftmals nur temporären Arbeit wird weniger Rücksicht auf die eigene Gesundheit genommen, weil mit einer höheren Entlohnung in kurzer Zeit gerechnet wird und dies das explizite Ziel ist. Im Falle von illegaler Migration besteht ein erhöhtes Risiko schlechter Lebensbedingungen, Ausnutzung und fehlenden rechtlichen Schutz bezüglich der Arbeitsbedingungen. Die besser qualifizierten Migranten befinden sich oftmals im europäischen Ausland und haben eine höhere Neigung sich permanent im Ausland niederzulassen. Die geringer qualifizierten Bauarbeiter in Russland führen diese Tätigkeit meistens nur saisonal und nach Nachfrage beziehungsweise Wirtschaftslage aus. Dadurch steigt die Gefahr, dass in der Republik

Moldau nur die alte, schlecht ausgebildete und arme Bevölkerung verbleibt und dies einen direkten Einfluss auf die politische und wirtschaftliche Entwicklung des Landes nimmt. Je länger der Zustand der massenhaften Arbeitsmigration anhält, desto stärker werden sich die Folgen in der Gesellschaft widerspiegeln und es stellt sich die Frage welche Effekte, positiv oder negativ, langfristig dominieren werden (Bochmann et al. 2012, S. 234ff).

3.3.3.4 Verweildauer der Migranten im Ausland

Borodak u. Tichit Miniscloux (2009) untersuchen die Faktoren der Aufenthaltsdauer von Migranten aus Moldawien im Ausland und überprüfen die Hypothese, dass der Aufenthaltsstatus eines Migranten im Ausland einen Einfluss auf die Verweildauer hat. Die Ergebnisse aus einem parametrischen Verweildauermodell unterstützen diese These und zeigen, dass eine Unterscheidung zwischen legalem und illegalem Aufenthaltsstatus sinnvoll ist, da illegaler Aufenthalt und Beschäftigung im Ausland, die Migrationskosten erhöht. Dies führt zu einer längeren Aufenthaltsdauer von Migranten ohne Aufenthalts- oder Arbeitsgenehmigung. Als Politikempfehlung lässt sich daraus ableiten, dass eine Verbesserung der legalen internationalen Migration für beide Länder von Vorteil ist. Denn dadurch verkürzt sich die Migrationsdauer, das Emigrationsland kann schneller wieder über Arbeitskräfte verfügen und das Immigrationsland profitiert von höheren Steuereinnahmen.

3.3.4 Datensatz CBS-AXA

Bei den verwendeten Daten handelt es sich um repräsentative Umfragedaten auf Haushaltsebene aus der CBS-AXA Studie von 2006 und 2008, die zum Ziel hatte den Einfluss von Migration und Rücküberweisungen auf Haushalte in Moldawien zu untersuchen. Diese Form der Datenerfassung hat ihren Ursprung im Jahre 2004 und wurde 2006 und 2008 fortgeführt, um die Datengrundlage zu erweitern, damit weitere relevante Fragestellungen beantwortet werden können. Darunter fallen beispielsweise Fragen zur Entwicklung der Migration in der nahen Zukunft und ob und wie sich die Struktur der Migranten bezüglich Bildungsniveau, Alter und Familienstand ändert. Die CBS-AXA Umfragewelle von 2006 wurde von der International Organization for Migration (IOM) in Moldawien mit finanzieller Unterstützung der Swedish Development Cooperation Agency (SIDA), der CBS-AXA opinion research company und dem Kiel Institute for the World Economy, Germany organisiert und durchgeführt (Lücke et al. 2007; Luecke et al. 2009). Bei einer Nutzung der Panelstruktur muss beachtet werden, dass die zwei Wellen aus 2006 und 2008 Bereinigungen und möglicherweise Korrekturen für Panelsterben enthalten. Allerdings konnten für die zweite Welle 2008 in ruralen 89% und in urbanen Gebieten 69% der gleichen Haushalte aus 2006 befragt werden (Lücke et al. 2007, S. 9). Die 2008 fehlenden Haushalte (gestorben, verzogen etc.) wurden durch neue ersetzt, so dass die Größe der Stichprobe (ca. 4000 Haushalte) konstant geblieben ist.

Die Republik Moldau ist seit 1990 ein Migrationsland in dieser Form. Sowohl die Arbeitsmigration als auch die Summe der Rücküberweisungen hat seitdem stetig zugenommen.

Allerdings hat sich durch die internationale Finanzmarktkrise im Jahre 2008 die Situation grundlegend verändert. Sowohl die Anzahl der Migranten (Labor Force Survey, LFS) als auch die Summe der Rücküberweisungen (siehe Abbildung 3.7 und 3.6) sind deutlich zurückgegangen und erst 2010 hat sich die Entwicklung wieder stabilisiert und zu einem leichtem Wachstum zurückgefunden, obwohl das Niveau der Vorjahre noch nicht wieder erreicht wurde. Anhand der CBSAXA Daten, lässt sich jedoch feststellen, dass dieser Rückgang schon vorher begonnen hat. Denn bereits im vierten Quartal von 2007 stagnierte die Zahl der Migranten laut LFS und es ist zu berücksichtigen, dass bei der Betrachtung der absoluten Rücküberweisungen in Dollar eine starke Verzerrung entsteht. Dies ist deshalb der Fall, weil gleichzeitig der moldauische Leu gegenüber ausländischen Währungen stark aufgewertet wurde (siehe Abbildung 3.1 und 3.2) und nach Inflation das Wachstum der Rücküberweisungen 2007 bei 4% und 2008 bei -4% lag. Schätzungen aus den CBSAXA-Daten ergeben, dass ungefähr 500.000 Personen der arbeitsfähigen Bevölkerung und einem moldauischen Haushalt zugehörig in ihrem Arbeitsleben bereits Migrationserfahrung gesammelt haben (Luecke et al. 2009, S. 11f).

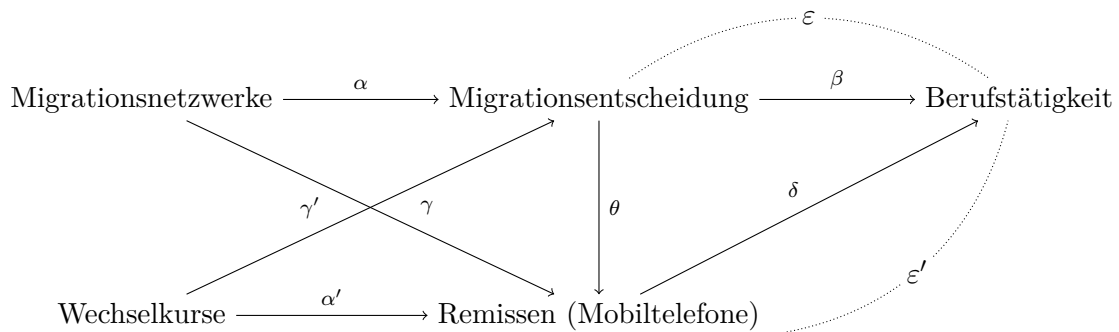
3.4 Fragestellung für empirische Anwendung und Auswertung

Die Migration in Moldawien stellt ein Massenphänomen dar und es soll hier von zentralem Interesse sein, welche Auswirkungen die temporäre oder permanente Migration eines oder mehrerer Personen auf die zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder hat. Dabei ergeben sich Fragen, wie beispielsweise ob die Migrationsentscheidung einen Einfluss auf Kinderarbeit, den allgemeinen Gesundheitszustand oder das Arbeitsangebot der einzelnen Haushaltsmitglieder hat und wie sich zusätzliche finanzielle Mittel durch Rücküberweisungen auf diese Faktoren auswirken. Es gilt nun die Hypothese, dass die Migrationsentscheidung und die Rücküberweisungen, in entgegengesetzter Richtung, eine Wirkung auf das Wohlbefinden der zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder haben. Die hier zur Untersuchung stehende kausale Kette ist deshalb die negative Wirkung der Migrationsentscheidung auf die zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder und die gleichzeitige Wirkung der Migrationsentscheidung auf Rücküberweisungen, die wiederum einen positiven Effekt auf die zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder hat. Das Ziel ist es nun diese beiden Effekte zu trennen und jeweils deren Endogenität und gegenseitige Kausalität zu berücksichtigen. Denn wenn dies nicht geschieht, kann im ungünstigsten Falle keine Wirkung gemessen werden, da sich der negative Einfluss der Migrationsentscheidung und der positive Einfluss der Rücküberweisungen gegenseitig aufheben.

Ein Haushalt wird dann als Migrationshaushalt definiert, wenn mindestens ein Mitglied des Haushaltes ins Ausland migriert ist. Es wird angenommen, dass die Migrationsentscheidung nicht zufällig erfolgt und damit unterscheiden sich die beiden Gruppen Migrations- und Nicht-Migrationshaushalte aufgrund von beobachtbaren und möglicherweise ebenso nicht beobachtbaren Variablen. Das heißt, dass die Entscheidung zu migrieren endogen ist und das gleiche gilt für den Erhalt von Rücküberweisungen. Diese Endogenität kann

durch die Verwendung von Instrumentalvariablen kontrolliert werden. Der parametrische IV-Schätzer ermöglicht es, hierbei den lokalen Behandlungseffekt (LATE) zu schätzen. Als Instrumentalvariable für die Migrationsentscheidung werden Migrationsnetzwerke verwendet (siehe 3.1.3) und als Instrument für Rücküberweisungen werden Wechselkurschwankungen der Zielländer verwendet. Siehe Abschnitt 3.2.3 zur Konstruktion des Instrumentes *Wechselkurse*. Die Verwendung von parametrischen und nichtparametrischen Instrumentalvariablen-Schätzern ermöglicht es die Verzerrung durch unbeobachtete Variablen zu kontrollieren. Im Vergleich hierzu gilt bei parametrischen Probit-Modellen und nichtparametrischen Matching-Schätzern die Annahme, dass eine mögliche Verzerrung ausschließlich durch beobachtbare Variablen bedingt ist und dadurch kontrolliert werden kann. Das heißt, dass die Migrationsentscheidung (Selektionsentscheidung zu migrieren) nur durch die beobachteten Variablen bedingt ist. Die erste genauere Fragestellung ist die Wirkung der Migrationsentscheidung im Zusammenhang auf das Arbeitsangebot der zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder. Hierbei kann entweder die Haushaltsebene oder die Individualebene untersucht werden. Das heißt, dass auf der Haushaltsebene nur die Anzahl der erwerbstätigen oder der Indikator Erwerbstätigkeit untersucht werden kann. Auf Individualebene können einzelne Gruppen wie beispielsweise die Ehepartner, Ehefrauen und Partner/Innen genauer untersucht werden. Die abhängige Variable ist in diesem Falle binär. Es ist sinnvoll die Analyse auf Untergruppen auszuführen, wenn sich diese hinsichtlich des Untersuchungsmerkmals *Migrationsentscheidung* unterscheiden. Aus den deskriptiven Daten in Abbildung 3.8 ist ersichtlich, dass eine Unterteilung in ländliche und städtische Gruppen sinnvoll ist um die Unterschiede der Migrationsstruktur und des Arbeitsmarktes zu berücksichtigen. Des Weiteren werden im nächsten Abschnitt noch die unterschiedlichen Migrationstypen genauer beschrieben. Die Wirkung der Rücküberweisungen wird in unterschiedlicher Weise analysiert werden. Einmal wird eine Proxyvariable für Rücküberweisungen verwendet, um sowohl Daten für Migrations- als auch Nicht-Migrationshaushalte zu haben. Die hier verwendete Proxyvariable ist eine Indikatorfunktion für den Besitz von Mobiltelefonen und anhand der deskriptiven Statistiken zeigt sich, dass der Unterschied zwischen den Haushalten bezüglich dieser Variable sich stark unterscheidet und eine große Variation aufweist. Hierbei wird die Endogenität der Migrationsentscheidung und der Rücküberweisungen gleichzeitig berücksichtigt. Die andere Vorgehensweise ist die Trennung von Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen und die separate Kontrastierung mit Nicht-Migrationshaushalten. Da es sich hierbei um eine Sekundäranalyse handelt, müssen einige strenge Annahmen getroffen werden. Die Richtigkeit der Befragung der einzelnen Haushaltsmitglieder ist ohne Fehler erfolgt. Dies gilt zum einen für die durch die von Individuen gemachten Angaben als auch für die Zuverlässigkeit der Interviewer alle Angaben richtig erfasst zu haben. Die Auswahl der Kontrollvariablen, deren Begründung und das methodischen Vorgehen orientiert sich an der Veröffentlichung von Binzel u. Assaad (2011). Der untersuchte Zusammenhang ist in Abbildung 3.15 als gerichtetes Pfaddiagramm dargestellt.

Abbildung 3.15: Gerichtetes Pfaddiagramm mit unbeobachtbaren Einflüssen und Identifikation von β und δ mit zwei Instrumentalvariablen. Berufstätigkeit bezeichnet die abhängige Variable, Migrationsentscheidung und Remissen sind endogene Regressoren ($\varepsilon, \varepsilon'$) und beeinflussen sich sowohl gegenseitig als auch die abhängige Variable über beobachtbare als auch unbeobachtete Faktoren. Migrationsnetzwerke und Wechselkurse sind die jeweils zugehörigen Instrumente.
 Quelle: eigene Darstellung



3.4.1 Differenzierung des Datensatzes und Untergruppen

Anhand der deskriptiven Analyse von CBS-AXA (2008,2006) ist davon auszugehen, dass es sinnvoll ist die Analyse zu differenzieren und auf Untergruppen aufzuteilen. Die Motivation hierfür ist die Tatsache, dass sich die Untergruppen deutlich unterscheiden und eine gemeinsame Analyse diese Unterschiede verwässern würde.

3.4.1.1 Rural versus Urban

Die beobachteten Charakteristika der zurückgebliebenen Haushalte und Individuen unterscheiden sich deutlich zwischen dem ländlichen und dem städtischen Raum. Es ist deshalb notwendig diese Unterschiede zu berücksichtigen und die Schätzverfahren einzeln anzuwenden. Diese Unterschiede betreffen nicht nur die Migrationshaushalte, sondern ebenso die Nicht-Migrationshaushalte (siehe Abbildung 3.8).

3.4.2 Migrationstypen

Ebenso können die Migranten anhand ihrer beobachteten Charakteristika in die zwei Untergruppen temporärer und dauerhafter Migrant unterschieden werden. Diese Unterscheidung wird anhand der Frage nach der beabsichtigten Migrationsdauer getroffen. Das heißt, dass wenn ein Migrant beziehungsweise ein Migrationshaushalt angibt, dass er beabsichtigt dauerhaft im Ausland zu bleiben, dann wird von dauerhafter Migration gesprochen. Es kann gezeigt werden, dass sich diese beiden Gruppen deutlich voneinander unterscheiden (vgl. Poppe 2007).

- *Nicht-Migrationshaushalt.* Diese Gruppe dient als Vergleichsgruppe und bezeichnet alle Haushalte die keine Migrationserfahrung haben.

- *Migrationshaushalt*. Damit werden alle diejenigen Haushalte definiert, die mindestens ein Haushaltsmitglied in ihren Reihen haben, das seit 1991 für mindestens drei Monate einmal im Ausland gelebt hat. Es handelt sich hierbei im Prinzip um die Vereinigungsmenge von temporären und permanenten Migrationshaushalten.
- *Temporärer Migrationshaushalt*. Dies bezeichnet Haushalte, die mindestens einen Migranten haben, der die Absicht hat nach seinem Aufenthalt wieder nach Moldawien zurückzukehren oder in Moldawien zu bleiben.
- *Permanenter Migrationshaushalt*. Dies bezeichnet Haushalte, die mindestens einen Migranten haben, der die Absicht hat sich dauerhaft alleine oder mit seiner Familie in Ausland nieder zu lassen.

In der folgenden Analyse werden alle drei Haushaltstypen separat betrachtet und sowohl die deskriptiven Statistiken als auch die induktiven Statistiken miteinander verglichen.

3.4.3 Erklärende Variablen oder Kontrollvariablen

Die zur Hilfe genommenen Kontrollvariablen können in mehrere Kategorien eingeteilt werden. Es werden einmal die Vermögenswerte der Haushalte betrachtet. Darunter fallen Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Dazu kommen Variablen, um die Eigenschaften der Haushalte näher zu beschreiben. Hierbei werden Charakteristika der Haushaltsvorstände und die demographische Zusammensetzung des Haushaltes verwendet.

- Als Investitionsgüter wird hier verwendet, der Besitz von *Immobilien, Land, Autos* und *Traktoren*.
- Unter die Kategorie langlebige Konsumgüter fällt hier der Besitz von *Waschmaschine, Mikrowelle, Gasanschlusses, Fernseher, Kabelfernsehen, Satellitenfernsehen, Telefon, Computer* und *Mobiltelefon*.
- Der Haushaltsvorstand kann folgendermaßen beschrieben werden: *Alter, Anteil weiblicher Haushaltsvorstände, Verheirateter, ohne Schulbildung, mit Primärschule, mit abgeschlossener Sekundärschule, Postsekundäre Bildung* und *höhere Bildung* (Universitätsabschluss).
- Die demographische Zusammensetzung der Haushalte wird unterteilt in die Anzahl von Kindern *unter sechs, von sieben bis zehn, von elf bis fünfzehn, von sechzehn bis achtzehn* Jahren. Des Weiteren wird die Anzahl von Kindern *unter achtzehn, von achtzehn bis fünfundzwanzig, Männer zwischen achtzehn und fünfundsechzig, Frauen zwischen achtzehn und fünfundsechzig* und Personen *über fünfundsechzig* untersucht.

Für die Analyse der Wirkung der Migrationsentscheidung und Rücküberweisungen auf die Beschäftigung von Frauen zwischen 20 und 60 Jahren in zurückgebliebenen Haushalten werden noch folgende Eigenschaften hinzugefügt:

- *Alter der Frau, Anteil Verheirateter, Verwitweter, mit Primärschule, mit Sekundärschule, mit Postsekundärer Bildung und mit höherer Bildung* (Universitätsabschluss).

Die kausalen Wirkungsketten und deren zugrundeliegende Endogenität wird hier mit Instrumentalvariablen untersucht. Das verwendete Instrument Migrationsnetzwerke ist aus dem Zensus von 2004 erstellt worden. Die Variable *Anteil Migranten*, als Proxyvariable für Migrationsnetzwerke, wurde pro Distrikt gemessen. Da dies der einzige vorhandene Zensus ist, werden, um mögliche Kausalitäten, Simultanitäten und unbeobachtete Eigenschaften, die einen Einfluss auf die Beschäftigung durch das Instrument haben auszuschließen, hier noch weitere Kontrollen für das Instrument konstruiert, die ebenfalls aus dem Zensus von 2004 stammen.

- Distriktkontrollen für das Instrument *Anteil Migranten*: Anteil Bevölkerung mit *höherer Bildung, postesekundärer Bildung, Sekundärschule, Schulpflicht erfüllt, Primärschule* und der *Anteil wirtschaftlich Inaktiven*.

Allerdings kann gesagt werden, dass Migrationsnetzwerke meistens über die Zeit relativ stabil sind, da es lange Zeiträume braucht bis sich entsprechende Netzwerke gebildet haben. Die Gültigkeit des Instrumentes ist nun bedingt auf die Hinzunahme der Kontrollen auf Distriktebene. Des Weiteren wird eine Klumpenkorrektur auf Distriktebene durchgeführt, um bei der Berechnung der Standardfehler zu berücksichtigen, dass die Distriktkontrollen für alle Haushalte in den jeweiligen Distrikten identisch sind (vgl. Binzel u. Assaad 2011, S. S103). Dadurch ist allerdings bedingt, dass durch die Verwendung der hauptsächlich binären Kovariate und der Möglichkeit, dass einzelne Klumpen zu wenig Beobachtungen aufweisen, die Kovarianzmatrix bei der Berechnung der Schätzer keinen vollen Rang besitzt. Dieses Problem wird behoben, indem die Variable *Postsekundäre Bildung* bei der Berechnung der Kovarianzmatrix partiell weggelassen wird (vgl. Baum et al. 2002). Damit der Struktur der nicht-experimentellen Daten für die Kalkulation der Standardfehler Rechnung getragen wird, werden die einzelnen Beobachtungen mit den individuellen Wahrscheinlichkeitsgewichten gewichtet. Aus den Tabellen 3.1 und 3.2 ist ersichtlich, dass der Anteil an Migrationshaushalten (temporären Migrationshaushalten) in ländlichen Gegenden mit 36% (30%) höher ist als in städtischen Regionen mit 24% (14%). Das bedeutet für das Instrument *Migrationsnetzwerke*, dass die Relevanz in ländlichen Gegenden wahrscheinlich höher sein wird. Nur für die Gruppe der permanenten Migrationshaushalte zeigt sich ein ausgewogeneres Bild mit 9% auf ruraler und 10% auf urbaner Ebene (siehe Tabelle 3.3). Die Tabellen 3.1, 3.2, 3.3, 3.4, 3.5 und 3.6 zeigen die deskriptiven Statistiken der zu untersuchenden Kontrollvariablen im gesamten Datensatz. Die Vorgehensweise ist, dass die Merkmale nach den einzelnen Migrationstypen *Migrationshaushalte* (MHH), *temporäre Migrationshaushalte* und *permanente Migrationshaushalte* getrennt wurden und jeweils mit den Nicht-Migrationshaushalten (Nicht-MHH) auf ruraler und urbaner Ebene verglichen werden. In jeder Tabelle finden sich vier Gleichungen, die den Mittelwert und die Standardabweichung der Merkmale für die jeweiligen Haushalte anzeigen. Des Weiteren wurde zwischen jeder Ebene ein Test auf die Signifikanz der Differenzen durchgeführt.

Insgesamt sind vier Differenzen verglichen worden. In Gleichung eins (1) werden die Unterschiede zwischen ruralen und urbanen Nicht-Migrationshaushalten verglichen, in Gleichung zwei (2) zwischen ruralen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten, in Gleichung drei (3) zwischen urbanen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten und in Gleichung (4) zwischen urbanen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten. Als zusammenfassende Statistiken sind jeweils die Größe der Subpopulation, die Anzahl der Haushalte und der Anteil an Migrationshaushalten für den entsprechenden Migrationstyp angegeben. Bei näherer Betrachtung der Tabellen fällt auf, dass es sowohl auf ruraler und urbaner Ebene deutliche Unterschiede über alle Haushaltstypen gibt als auch zwischen den einzelnen Migrationstypen.

3.4.4 Untersuchungsgegenstand Beschäftigung – abhängige Variable

Der hier betrachtete Untersuchungsgegenstand bezieht sich auf die abhängige Variable *Beschäftigung* von Frauen zwischen 20 und 60 Jahren, die einem Haushalt in Moldawien zugehörig sind und einer Beschäftigung nachgehen. Als einer Beschäftigung nachgehend wird hier definiert, wenn ein Individuum in den letzten sieben Tagen gearbeitet hat. Eine genauere Differenzierung anhand von Sektoren oder Nichterwerbstätigkeiten ist aufgrund des vorliegenden Datensatzes nicht möglich. In den Tabellen 3.7, 3.8, 3.9, 3.10, 3.11 und 3.12 sind die deskriptiven Statistiken für die Untergruppe *Frauen zwischen 20 und 60 Jahren* und die jeweiligen Migrationstypen dargestellt. Hierbei sind untersucht worden: Charakteristika der Haushaltsvorstände, Eigenschaften der Frauen, demographische Zusammensetzung der Haushalte, Vermögenswerte – unterteilt in Investitions-, Haushalts- und Kommunikationsgüter – und Distriktkontrollen mit der Instrumentalvariable *Migrationsnetzwerke*. Der Haushaltsvorstand in der Untergruppe *Frauen zwischen 20 und 60 Jahren* weist im Mittel mit knapp 49 Jahren (Tabelle 3.7 und 3.9) für die Typen Migrationshaushalt und temporärer Migrationshaushalt ein ähnliches Alter auf wie in der gesamten Population (Tabelle 3.4 und 3.5) und liegt unter dem Alter der Nicht-Migrationshaushalte auf ruraler Ebene. In urbanen Gegenden fallen die Altersunterschiede für die Untergruppe nicht signifikant aus. Für die Gruppe der permanenten Migrationshaushalte der Untergruppe ist festzustellen, dass diese im Mittel sowohl auf ruraler (52,5) als auch auf urbaner Ebene (50,7; nicht signifikant) ein höheres Alter aufweisen (Tabelle 3.11) als Nicht-Migrationshaushalte und auf Populationsebene (Tabelle 3.6) fallen diese Unterschiede noch deutlicher aus.¹ Generell gilt für alle Migrationshaushalte, dass ein höherer Anteil der Vorstände verheiratet ist und sekundäre Schulbildung hat. Der Anteil an Haushaltsvorständen mit Universitätsabschluss ist in urbanen Gegenden höher als in Ruralen und in Nicht-Migrationshaushalten schwach oder signifikant höher als in Migrationshaushalten (alle Typen).² Der Anteil an weiblichen Haushaltsvorständen

1 Mit Populationsebene ist hier die gesamte Stichprobe gemeint.

2 Mit schwach höher werden Unterschiede bezeichnet, die zu den hier verwendeten Niveaustufen 10%, 5% und 1% nicht statistisch signifikant sind.

liegt in den gesammelten und temporären ruralen Migrationshaushalten unter dem der Nicht-Migrationshaushalte. Das Alter der Frauen ist in den gesammelten und temporären Migrationshaushalten auf ruraler Ebene niedriger als in Nicht-Migrationshaushalten. Es bleibt festzustellen, dass sich permanente Migrationshaushalte zum Teil deutlich von den gesammelten und temporären Migrationshaushalten unterscheiden. Hinzu kommt, dass die Anzahl der Beobachtungen der permanenten Migrationshaushalte für die betrachtete Untergruppe (Tabelle 3.11 und 3.12) sehr gering ist und dadurch die Ergebnisse der folgenden Schätzungen mit Vorsicht zu genießen sind. Die abhängige Variable *Berufstätigkeit für Frauen zwischen 20 und 60 Jahren* ist eine binäre Variable. Der hier verwendete parametrische, zweistufige Instrumentalvariablen-Schätzer (2SLS) stellt damit ein lineares Wahrscheinlichkeitsmodell dar und gibt die Wahrscheinlichkeit beziehungsweise Tendenz an, mit der eine Frau zwischen 20 und 60 Jahren, die einem Migrationshaushalt angehört, eine Beschäftigung aufnehmen wird.¹ Durch die Verwendung von zwei Instrumenten bei zwei endogenen Variablen ist das Modell exakt identifiziert. Charakteristisch für den IV-Schätzer ist, dass er nur den LATE identifiziert. In diesem Falle bezeichnet dies den Effekt auf die Entscheidung von Frauen einer Beschäftigung nachzugehen, wenn sich ihr Status von Nicht-Migrationshaushalt auf Migrationshaushalt ändert. Der LATE kann vom durchschnittlichen Behandlungseffekt (ATE) und vom durchschnittlichen Behandlungseffekt der behandelten (ATT) abweichen (Binzel u. Assaad 2011, S. S102). In Tabelle 3.13 und 3.14 ist zu sehen, dass über alle Migrationstypen sowohl für rurale und urbane Gegenden, bedingt durch die Migrationsentscheidung, die Wahrscheinlichkeit sinkt, einer Beschäftigung nachzugehen. Allerdings ist dieser Effekt auf ruraler Ebene stärker ausgeprägt als auf Urbaner. Gleichzeitig wirkt durch die Proxyvariable *Anteil Mobiltelefone* für die erhaltenen Rücküberweisungen ein positiver Effekt auf die Wahrscheinlichkeit eine Beschäftigung aufzunehmen (bei ruralen, permanente Migrationshaushalten negativ), der aber in keinem der Fälle signifikant ist. Die Variable *Alter* scheint in allen Konfigurationen einen stark positiven Effekt auf die Beschäftigung zu haben. Das quadrierte *Alter* jedoch hat einen stark negativen Effekt. Dies kann ein Hinweis darauf sein, dass die Wahrscheinlichkeit einer Beschäftigung nachzugehen in höherem Alter wieder sinkt. Die Anzahl der Kinder, insbesondere unter 6 Jahren hat einen negativen Effekt auf die Beschäftigung und der Anteil von Männern beziehungsweise Frauen zwischen 18 und 65 Jahren führt zu einem positiven Effekt (außer permanente Migrationshaushalte) auf die Wahrscheinlichkeit von Frauen zwischen 20 und 60 Jahren einer Beschäftigung nachzugehen. Es ist jedoch bei der Interpretation der Ergebnisse zu berücksichtigen, dass in der Hilfsregression für die Migrationsentscheidung (Tabelle 3.16) das Instrument *Migrationsnetzwerke* (Anteil Migranten) nur bei ruralen, permanenten Migrationshaushalten signifikant ist. Anhand des Kleibergen-Paap Lagrange-Multiplikator-Tests (Kleibergen u. Paap 2006) ist in Ta-

1 Das vorliegende Modell wird mit dem von Baum et al. (2002, 2003) geschriebenen Stata Programm IVREG2 geschätzt. Der Vorteil ist hierbei, dass im Vergleich zur Standardroutine *ivregress* mehr Testverfahren implementiert sind, um die Qualität der Schätzer zu beurteilen. Siehe auch Baum et al. (2007) für eine Besprechung zusätzlicher Erweiterungen.

belle 3.13 und 3.14 zu sehen, dass der zugehörige P-Wert nahe bei 1 liegt und damit indiziert, dass das Modell nicht identifiziert ist. Allerdings wird das Instrument erst durch die Hinzunahme der Distriktkontrollen wirkungslos. Dadurch ist anzuzweifeln, ob das Instrument in der Lage ist, die Endogenität der Migrationsentscheidung zu kontrollieren. Daher ist anzunehmen, dass das Modell in diesem Falle nicht identifiziert ist. Dies kann aber auch der Tatsache geschuldet sein, dass in der vorliegenden Modellkonfiguration (siehe Abbildung 3.15) versucht wird, die Wirkung von zwei gegenläufigen endogenen Variablen zu trennen. Auf der anderen Seite sind die beiden Instrumente in der Hilfsregression für die Proxyvariable Mobiltelefone (Tabelle 3.18) auf ruraler Ebene in allen Fällen mindestens zum 10% Niveau signifikant und ebenso ist das Instrument *Wechselkurse* in der Hilfsregression für die Migrationsentscheidung in allen Fällen hochsignifikant. Zudem wurde ein 3SLS-Schätzer eingesetzt, um zu sehen wie sich die Ergebnisse verändern und einen möglichen Effizienzgewinn bei normalverteilten Residuen zu nutzen (siehe Tabelle 3.34). Die Analyse wurde nur für die gesammelten und temporären Migrationshaushalte durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen über beide Migrationstypen sowohl auf ruraler als auch auf urbaner Ebene signifikant negative Effekte der Migrationsentscheidung auf die Wahrscheinlichkeit eine Beschäftigung aufzunehmen. Für die gesammelten, ruralen und die temporären, urbanen Migrationshaushalte hat die Proxyvariable für die Rücküberweisungen einen signifikant positiven Effekt auf die Beschäftigungswahrscheinlichkeit (zum 5% Niveau).

Im einem weiteren Ansatz wurde versucht das Problem der Endogenität der Rücküberweisungen zu lösen, indem die Migrationshaushalte in eine Gruppen mit und eine Gruppe ohne Rücküberweisungen getrennt und jeweils separate Schätzungen durchgeführt wurden. Hierbei wurde durch künstlich generierte Instrumente eine Überidentifikation des Modells erreicht, um zu sehen, ob der Einsatz von LIML, Fuller, GMM und CUE Effizienzvorteile mit sich bringt (siehe Tabelle 3.28 und 3.30). Es wurden für diese Analyse nur die gesammelten Migrationshaushalte untersucht. In allen Fällen übt die Migrationsentscheidung einen zum 1%-Niveau signifikant negativen Effekt aus. Es zeigt sich jedoch das interessante Ergebnis, dass der negative Effekt bei *Migrationshaushalten mit Rücküberweisungen* (siehe Tabelle 3.30) in allen Modellspezifikationen höher ist als bei *Migrationshaushalten ohne Rücküberweisungen* (siehe Tabelle 3.30). Das heißt, dass die Neigung beziehungsweise Wahrscheinlichkeit bei Frauen, die einem *Migrationshaushalt mit Rücküberweisungen* angehören niedriger ist eine Beschäftigung aufzunehmen als bei *Migrationshaushalten ohne Rücküberweisungen*. Streng genommen ist diese Aussage jedoch, dadurch dass der Instrumentalvariablen-Schätzer den LATE identifiziert, so zu werten, dass Frauen die einem Haushalt angehören, deren Status sich von Nicht-Migrationshaushalt auf Migrationshaushalt mit Rücküberweisungen ändert, eine niedrigere Wahrscheinlichkeit haben einer Beschäftigung nachzugehen, als Frauen, deren Status von Nicht-Migrationshaushalt auf Migrationshaushalt ohne Rücküberweisungen wechselt. Das heißt, dass Rücküberweisungen die Wahrscheinlichkeit erhöhen keiner Beschäftigung nachzugehen.

Zusätzlich wurden fünf weitere Schätzroutinen verwendet, um die binäre Struktur einer heterogenen Behandlung zu berücksichtigen und zu überprüfen wie robust die Ergebnisse

sind. Diese Modelle differenzieren zwischen Selektion der Behandlung die entweder nur auf beobachtbaren Variablen basiert oder die Möglichkeit bietet unbeobachtete Variablen zu berücksichtigen. Die verwendeten Modelle sind ein Kontrollfunktionsansatz (CF-OLS), ein Probit-OLS Modell, ein direkter 2SLS-Schätzer (direct-2SLS), ein Probit-2SLS Modell und ein Heckman Selektionsmodell.¹ Cerulli (2012a) beschreibt ausführlich die Unterschiede zwischen den Modellen. Das Ergebnis aus dem ersten Ansatz, dass die Migrationsentscheidung einen signifikant negativen Effekt auf die Wahrscheinlichkeit eine Beschäftigung aufzunehmen für Frauen zwischen 20 und 60 Jahren hat, wenn sich ihr Status von *Nicht-Migrationshaushalt* auf *Migrationshaushalt* ändert, wird sowohl für *Migrationshaushalten ohne Rücküberweisungen* (siehe Tabelle 3.32) als auch für *Migrationshaushalten mit Rücküberweisungen* bestätigt (siehe Tabelle 3.33). Ebenso gilt, dass der negative Effekt bei *Migrationshaushalten mit Rücküberweisungen* in allen Modellspezifikationen höher ist als bei *Migrationshaushalten ohne Rücküberweisungen*.

1 Die Schätzung der einzelnen Modelle wurde mit dem von Cerulli (2012b) geschriebenen Stata Programm IVTREATREG durchgeführt.

Tabelle 3.1: Vermögenswerte, Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Kategorien: Immobilien, Haushalt, Fernsehen, Kommunikation. Unterscheidung in Nichtmigrations- und Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|-----------|------|-------------------|------|-----------|------|-------------------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Migrations-HH | | Nicht-MHH | | Migrations-HH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 0.99** | 0.09 | 0.99 | 0.13 | 0.97 | 0.15 | 0.96 ⁺ | 0.18 |
| Landbesitz | 0.89** | 0.30 | 0.89 | 0.34 | 0.28* | 0.39 | 0.34** | 0.43 |
| Auto | 0.15* | 0.33 | 0.28** | 0.49 | 0.19** | 0.34 | 0.29 | 0.42 |
| Traktor | 0.03** | 0.16 | 0.04 ⁺ | 0.22 | 0.01 | 0.08 | 0.00** | 0.06 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.42** | 0.46 | 0.67** | 0.51 | 0.72** | 0.39 | 0.82** | 0.35 |
| Mikrowelle | 0.16** | 0.35 | 0.35** | 0.52 | 0.38** | 0.42 | 0.47** | 0.46 |
| Gasanschluss | 0.02** | 0.13 | 0.03 ⁺ | 0.19 | 0.17** | 0.32 | 0.26** | 0.40 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.88** | 0.30 | 0.97** | 0.20 | 0.96** | 0.18 | 0.99* | 0.10 |
| Kabelfernsehen | 0.19** | 0.37 | 0.29** | 0.50 | 0.73** | 0.38 | 0.82** | 0.35 |
| Satellitenfernsehen | 0.11 | 0.29 | 0.23** | 0.46 | 0.12 | 0.28 | 0.13** | 0.31 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.75** | 0.40 | 0.91** | 0.32 | 0.91* | 0.25 | 0.95* | 0.21 |
| Computer | 0.04** | 0.19 | 0.11** | 0.34 | 0.22** | 0.36 | 0.37** | 0.44 |
| Mobiltelefon | 0.24** | 0.40 | 0.61** | 0.53 | 0.53** | 0.43 | 0.80** | 0.36 |
| Subpopulation | 1340 | | 1024 | | 1067 | | 378 | |
| Haushalte | 3728 | | 3728 | | 3782 | | 3672 | |
| Anteil Mig-HH | | | 0.36 | | | | 0.24 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Haushalten betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Haushaltsgewichten der Stichprobe gewichtet und über bis zu 38 Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)). In Einzelfällen sind in bis zu fünf Strata keine Beobachtungen vorhanden. Quelle: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.2: Vermögenswerte, Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Kategorien: Immobilien, Haushalt, Fernsehen, Kommunikation. Unterscheidung in Nichtmigrations- und temporäre Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|-------------------|------|------------------|------|-------------------|------|-------------------|------|
| | (1) Nicht-MHH | | (2) Temp. MHH | | (3) Nicht-MHH | | (4) Temp. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 0.99** | 0.10 | 0.99 | 0.12 | 0.96** | 0.16 | 0.99 | 0.08 |
| Landbesitz | 0.88** | 0.30 | 0.89 | 0.34 | 0.28** | 0.39 | 0.38** | 0.45 |
| Auto | 0.17 ⁺ | 0.35 | 0.26** | 0.48 | 0.19** | 0.34 | 0.33 ⁺ | 0.43 |
| Traktor | 0.03** | 0.15 | 0.05** | 0.24 | 0.01 | 0.08 | 0.00** | 0.06 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.45** | 0.47 | 0.66** | 0.52 | 0.72** | 0.39 | 0.87** | 0.32 |
| Mikrowelle | 0.19** | 0.37 | 0.34** | 0.52 | 0.39** | 0.42 | 0.48** | 0.46 |
| Gasanschluss | 0.02** | 0.15 | 0.03 | 0.17 | 0.18* | 0.34 | 0.25** | 0.40 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.89** | 0.30 | 0.97** | 0.19 | 0.96** | 0.17 | 1.00** | 0.06 |
| Kabelfernsehen | 0.20** | 0.38 | 0.29** | 0.50 | 0.74* | 0.38 | 0.81** | 0.36 |
| Satellitenfernsehen | 0.13 | 0.32 | 0.21** | 0.44 | 0.11 ⁺ | 0.27 | 0.16 ⁺ | 0.34 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.76** | 0.40 | 0.91** | 0.31 | 0.91 ⁺ | 0.24 | 0.94 | 0.21 |
| Computer | 0.06** | 0.22 | 0.09** | 0.32 | 0.24** | 0.37 | 0.38** | 0.45 |
| Mobiltelefon | 0.27** | 0.42 | 0.60** | 0.53 | 0.56** | 0.43 | 0.81** | 0.36 |
| Subpopulation | 1502 | | 864 | | 1220 | | 226 | |
| Haushalte | 3728 | | 3728 | | 3782 | | 3588 | |
| Anteil Mig-HH | | | 0.30 | | | | 0.14 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und temporären Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Haushalten betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Haushaltsgewichten der Stichprobe gewichtet und über bis zu 38 Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)). In Einzelfällen sind in bis zu fünf Strata keine Beobachtungen vorhanden. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.3: Vermögenswerte, Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Kategorien: Immobilien, Haushalt, Fernsehen, Kommunikation. Unterscheidung in Nichtmigrations- und permanente Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|------------------|------|-------------------|------|------------------|------|------------------|------|
| | (1) Nicht-MHH | | (2) Perm. MHH | | (3) Nicht-MHH | | (4) Perm. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 0.99** | 0.11 | 0.99 | 0.09 | 0.97 | 0.16 | 0.97 | 0.16 |
| Landbesitz | 0.89** | 0.31 | 0.89 | 0.31 | 0.29 | 0.40 | 0.35** | 0.41 |
| Auto | 0.20 | 0.40 | 0.16 | 0.36 | 0.22 | 0.36 | 0.20 | 0.34 |
| Traktor | 0.03** | 0.18 | 0.03 | 0.17 | 0.01 | 0.08 | 0.00* | 0.06 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.50** | 0.50 | 0.59* | 0.48 | 0.74 | 0.38 | 0.73** | 0.38 |
| Mikrowelle | 0.23** | 0.42 | 0.24 | 0.42 | 0.40 | 0.43 | 0.41** | 0.43 |
| Gasanschluss | 0.02** | 0.15 | 0.04 | 0.19 | 0.20* | 0.35 | 0.14** | 0.30 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.90** | 0.29 | 0.97** | 0.16 | 0.96 | 0.16 | 0.95 | 0.18 |
| Kabelfernsehen | 0.23** | 0.42 | 0.22 | 0.40 | 0.74 | 0.38 | 0.80** | 0.35 |
| Satellitenfernsehen | 0.15* | 0.35 | 0.20 ⁺ | 0.39 | 0.12 | 0.28 | 0.11* | 0.27 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.80** | 0.40 | 0.86 ⁺ | 0.34 | 0.92 | 0.24 | 0.90 | 0.26 |
| Computer | 0.06** | 0.24 | 0.09 | 0.28 | 0.27* | 0.39 | 0.19* | 0.34 |
| Mobiltelefon | 0.38** | 0.48 | 0.32 | 0.46 | 0.60 | 0.43 | 0.60** | 0.42 |
| Subpopulation | 2163 | | 203 | | 1299 | | 147 | |
| Haushalte | 3728 | | 3695 | | 3782 | | 3445 | |
| Anteil Mig-HH | | | 0.09 | | | | 0.10 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und permanenten Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und permanenten Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und permanenten Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Haushalten betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Haushaltsgewichten der Stichprobe gewichtet und über bis zu 38 Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)). In Einzelfällen sind in bis zu fünf Strata keine Beobachtungen vorhanden. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.4: Eigenschaften der Haushalte. Kategorisierung in Haushaltsvorstand, Demographie und räumliche Lokalisierung. Unterscheidung in Nichtmigrations- und **Migrationshaushalte**. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|-----------|-------|--------------------|-------|-------------------|-------|--------------------|-------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Migrationshaushalt | | Nicht-MHH | | Migrationshaushalt | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.34* | 0.44 | 0.18** | 0.42 | 0.38** | 0.42 | 0.27** | 0.41 |
| Alter Vorstand | 60.57** | 13.52 | 48.99** | 13.00 | 56.29** | 13.64 | 48.92 | 11.20 |
| Verheiratet | 0.56 | 0.47 | 0.80** | 0.45 | 0.53** | 0.44 | 0.69** | 0.42 |
| Keine Schulbildung | 0.04** | 0.18 | 0.01** | 0.13 | 0.01* | 0.10 | 0.00* | 0.05 |
| Primärschule | 0.37** | 0.46 | 0.19** | 0.43 | 0.17** | 0.33 | 0.09** | 0.26 |
| Sekundärschule | 0.50 | 0.47 | 0.72** | 0.51 | 0.52** | 0.44 | 0.68 | 0.43 |
| Postsekundär | 0.09** | 0.27 | 0.12* | 0.36 | 0.13 | 0.29 | 0.15 | 0.33 |
| Höhere Bildung | 0.09** | 0.26 | 0.08 | 0.30 | 0.27 ⁺ | 0.38 | 0.22** | 0.38 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.10 | 0.33 | 0.30** | 0.63 | 0.11** | 0.31 | 0.25 | 0.50 |
| # Kinder 7-10 | 0.07 | 0.27 | 0.19** | 0.48 | 0.08 | 0.26 | 0.09** | 0.31 |
| # Kinder 11-15 | 0.14** | 0.38 | 0.34** | 0.64 | 0.09** | 0.26 | 0.16** | 0.37 |
| # Kinder 16-18 | 0.13 | 0.35 | 0.25** | 0.54 | 0.11* | 0.28 | 0.16** | 0.34 |
| # Kinder unter 18 | 0.44 | 0.79 | 1.08** | 1.17 | 0.40** | 0.59 | 0.67** | 0.77 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.28** | 0.56 | 0.77** | 0.95 | 0.35** | 0.54 | 0.67* | 0.74 |
| # Männer 18-65 | 0.66* | 0.71 | 1.45** | 0.89 | 0.74** | 0.66 | 1.28** | 0.77 |
| # Frauen 18-65 | 0.76** | 0.69 | 1.44** | 0.83 | 0.89** | 0.66 | 1.37 | 0.67 |
| # Über 65 | 0.62** | 0.66 | 0.18** | 0.51 | 0.48** | 0.57 | 0.17 | 0.40 |
| Subpopulation | 1337 | | 1041 | | 1056 | | 382 | |
| Haushalte | 3725 | | 3728 | | 3783 | | 3783 | |
| Anteil Mig-HH | | | 0.36 | | | | 0.24 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Haushalten betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Haushaltsgewichten der Stichprobe gewichtet und über bis zu 38 Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)). In Einzelfällen sind in bis zu fünf Strata keine Beobachtungen vorhanden.
 Quelle: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.5: Eigenschaften der Haushalte. Kategorisierung in Haushaltsvorstand, Demographie und räumliche Lokalisierung. Unterscheidung in Nichtmigrations- und **temporäre Migrationshaushalte**. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|-------------------|-------|------------------|-------|-------------------|-------|------------------|-------|
| | (1) Nicht-MHH | | (2) Temp. MHH | | (3) Nicht-MHH | | (4) Temp. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.32** | 0.44 | 0.18** | 0.42 | 0.38** | 0.42 | 0.20 | 0.37 |
| Alter Vorstand | 59.32** | 13.98 | 49.62** | 13.25 | 55.36** | 13.60 | 49.45 | 11.15 |
| Verheiratet | 0.58* | 0.48 | 0.80** | 0.44 | 0.54** | 0.44 | 0.75 | 0.40 |
| Keine Schulbildung | 0.04** | 0.18 | 0.01** | 0.13 | 0.01 | 0.10 | 0.01 | 0.07 |
| Primärschule | 0.36** | 0.46 | 0.19** | 0.43 | 0.16** | 0.32 | 0.10** | 0.27 |
| Sekundärschule | 0.52 | 0.48 | 0.72** | 0.50 | 0.53** | 0.44 | 0.72 | 0.41 |
| Postsekundär | 0.10* | 0.28 | 0.11 | 0.35 | 0.13 ⁺ | 0.29 | 0.17* | 0.35 |
| Höhere Bildung | 0.09** | 0.27 | 0.08 | 0.30 | 0.27** | 0.38 | 0.17** | 0.35 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.12 | 0.37 | 0.29** | 0.61 | 0.13** | 0.33 | 0.27 | 0.53 |
| # Kinder 7-10 | 0.08 | 0.27 | 0.21** | 0.50 | 0.08 | 0.26 | 0.09** | 0.29 |
| # Kinder 11-15 | 0.16** | 0.41 | 0.34** | 0.64 | 0.10* | 0.28 | 0.17** | 0.37 |
| # Kinder 16-18 | 0.14* | 0.37 | 0.24** | 0.53 | 0.11* | 0.29 | 0.17* | 0.35 |
| # Kinder unter 18 | 0.50** | 0.83 | 1.08** | 1.17 | 0.42** | 0.61 | 0.70** | 0.76 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.33* | 0.61 | 0.75** | 0.95 | 0.38** | 0.55 | 0.74 | 0.79 |
| # Männer 18-65 | 0.74 ⁺ | 0.76 | 1.42** | 0.90 | 0.79** | 0.68 | 1.32 | 0.80 |
| # Frauen 18-65 | 0.83** | 0.74 | 1.41** | 0.82 | 0.94** | 0.67 | 1.37 | 0.72 |
| # Über 65 | 0.58** | 0.66 | 0.20** | 0.54 | 0.44** | 0.56 | 0.19 | 0.45 |
| Subpopulation | 1508 | | 872 | | 1210 | | 229 | |
| Haushalte | 3724 | | 3728 | | 3783 | | 3699 | |
| Anteil Mig-HH | | | 0.30 | | | | 0.14 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und temporären Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Haushalten betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Haushaltsgewichten der Stichprobe gewichtet und über bis zu 38 Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)). In Einzelfällen sind in bis zu fünf Strata keine Beobachtungen vorhanden. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.6: Eigenschaften der Haushalte. Kategorisierung in Haushaltsvorstand, Demographie und räumliche Lokalisierung. Unterscheidung in Nichtmigrations- und **permanente Migrationshaushalte**. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|-------------------|-------|-------------------|-------|-------------------|-------|-------------------|-------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Perm. MHH | | Nicht-MHH | | Perm. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.27** | 0.44 | 0.35 ⁺ | 0.47 | 0.35 ⁺ | 0.42 | 0.43 | 0.43 |
| Alter Vorstand | 56.13** | 14.78 | 58.85* | 12.52 | 54.15* | 13.51 | 57.70 | 12.52 |
| Verheiratet | 0.65** | 0.48 | 0.63 | 0.50 | 0.57 | 0.44 | 0.54 | 0.43 |
| Keine Schulbildung | 0.03** | 0.17 | 0.03 | 0.16 | 0.01** | 0.10 | 0.00 ⁺ | 0.00 |
| Primärschule | 0.31** | 0.46 | 0.32 | 0.46 | 0.16 | 0.32 | 0.13** | 0.29 |
| Sekundärschule | 0.58 | 0.50 | 0.57 | 0.51 | 0.55* | 0.44 | 0.66 | 0.41 |
| Postsekundär | 0.10** | 0.30 | 0.12 | 0.32 | 0.13 | 0.30 | 0.15 | 0.31 |
| Höhere Bildung | 0.08** | 0.28 | 0.08 | 0.27 | 0.26 | 0.38 | 0.21** | 0.35 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.18 ⁺ | 0.46 | 0.11* | 0.36 | 0.15 ⁺ | 0.37 | 0.10 | 0.27 |
| # Kinder 7-10 | 0.12** | 0.36 | 0.07** | 0.27 | 0.08 | 0.27 | 0.07 | 0.28 |
| # Kinder 11-15 | 0.21** | 0.49 | 0.18 | 0.45 | 0.11 | 0.29 | 0.09* | 0.28 |
| # Kinder 16-18 | 0.18** | 0.43 | 0.14 | 0.35 | 0.13 | 0.30 | 0.09 | 0.25 |
| # Kinder unter 18 | 0.69** | 0.99 | 0.50** | 0.85 | 0.47* | 0.64 | 0.35 ⁺ | 0.60 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.45 | 0.73 | 0.53 | 0.81 | 0.43 | 0.60 | 0.40 | 0.60 |
| # Männer 18-65 | 0.94* | 0.86 | 0.99 | 0.95 | 0.87 | 0.71 | 0.83 | 0.74 |
| # Frauen 18-65 | 0.99 | 0.79 | 1.16* | 0.95 | 1.00 | 0.68 | 1.09 | 0.73 |
| # Über 65 | 0.46** | 0.66 | 0.48 | 0.66 | 0.40 | 0.55 | 0.47 | 0.56 |
| Subpopulation | 2176 | | 204 | | 1293 | | 146 | |
| Haushalte | 3724 | | 3695 | | 3783 | | 3445 | |
| Anteil Mig-HH | | | 0.09 | | | | 0.10 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und permanente Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und permanente Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und permanente Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Haushalten betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Haushaltsgewichten der Stichprobe gewichtet und über bis zu 38 Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)). In Einzelfällen sind in bis zu fünf Strata keine Beobachtungen vorhanden. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.7: Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie.** Unterscheidung in Nichtmigrations- und Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|-----------------------------|-----------|-------|---------------|-------|-------------------|-------|-------------------|-------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Migrations-HH | | Nicht-MHH | | Migrations-HH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.23** | 0.44 | 0.16* | 0.41 | 0.35 | 0.44 | 0.29** | 0.42 |
| Alter Vorstand | 50.98** | 11.11 | 48.84** | 10.79 | 48.62 | 10.72 | 48.62 | 9.29 |
| HHV Verheiratet | 0.77** | 0.46 | 0.86** | 0.39 | 0.67 ⁺ | 0.44 | 0.75** | 0.41 |
| Keine Schulbildung | 0.01 | 0.08 | 0.01 | 0.11 | 0.01* | 0.08 | 0.00* | 0.00 |
| Primärschule | 0.17** | 0.41 | 0.14 | 0.39 | 0.10* | 0.27 | 0.05** | 0.21 |
| Sekundärschule | 0.70** | 0.49 | 0.77* | 0.48 | 0.58 | 0.47 | 0.65** | 0.44 |
| Postsekundär | 0.11 | 0.33 | 0.14 | 0.39 | 0.13 | 0.32 | 0.15 | 0.34 |
| Höhere Bildung | 0.14** | 0.37 | 0.08* | 0.31 | 0.32 | 0.43 | 0.29** | 0.42 |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | | | | |
| Alter | 43.14** | 11.04 | 41.33** | 11.76 | 40.94 | 10.32 | 41.04 | 10.29 |
| Verheiratet | 0.73** | 0.47 | 0.81** | 0.44 | 0.61 ⁺ | 0.45 | 0.69** | 0.43 |
| Verwitwet | 0.10 | 0.32 | 0.06* | 0.26 | 0.07 | 0.24 | 0.05 | 0.20 |
| Primärschule | 0.12** | 0.34 | 0.12 | 0.37 | 0.06 | 0.21 | 0.04** | 0.19 |
| Sekundärschule | 0.69** | 0.49 | 0.71 | 0.51 | 0.54 | 0.46 | 0.58** | 0.46 |
| Postsekundär | 0.16 | 0.39 | 0.17 | 0.42 | 0.16 | 0.34 | 0.15 | 0.33 |
| Höhere Bildung | 0.19** | 0.41 | 0.16 | 0.41 | 0.40 | 0.45 | 0.38** | 0.45 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.15 | 0.44 | 0.28** | 0.61 | 0.16 | 0.37 | 0.22 | 0.43 |
| # Kinder 7-10 | 0.13 | 0.39 | 0.15 | 0.46 | 0.13** | 0.33 | 0.07** | 0.25 |
| # Kinder 11-15 | 0.26** | 0.54 | 0.35** | 0.64 | 0.16 | 0.36 | 0.18** | 0.41 |
| # Kinder 16-18 | 0.25* | 0.51 | 0.27 | 0.56 | 0.18 | 0.37 | 0.15** | 0.33 |
| # Kinder unter 18 | 0.79** | 1.03 | 1.06** | 1.16 | 0.63 | 0.68 | 0.62** | 0.74 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.61 | 0.83 | 1.01** | 1.05 | 0.62 ⁺ | 0.69 | 0.77** | 0.79 |
| # Männer 18-65 | 1.11 | 0.77 | 1.61** | 0.93 | 1.09** | 0.71 | 1.35** | 0.82 |
| # Frauen 18-65 | 1.47 | 0.73 | 1.76** | 0.92 | 1.52 | 0.65 | 1.63 ⁺ | 0.59 |
| # Über 65 | 0.19 | 0.47 | 0.10** | 0.39 | 0.14 | 0.37 | 0.12 | 0.33 |
| Subpopulation | 518 | | 469 | | 523 | | 194 | |
| Haushalte | 3888 | | 3887 | | 3887 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.8: Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Vermögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable.** Unterscheidung in Nichtmigrations- und Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|-----------|------|-------------------|------|-------------------|------|-------------------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Migrations-HH | | Nicht-MHH | | Migrations-HH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 0.99** | 0.08 | 0.99 | 0.13 | 0.97 | 0.15 | 0.96 | 0.18 |
| Landbesitz | 0.95** | 0.24 | 0.93 | 0.28 | 0.28* | 0.41 | 0.38** | 0.45 |
| Auto | 0.27 | 0.47 | 0.28 | 0.51 | 0.28* | 0.41 | 0.37 ⁺ | 0.45 |
| Traktor | 0.04** | 0.22 | 0.07 | 0.28 | 0.01 | 0.07 | 0.00** | 0.06 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.60** | 0.52 | 0.67* | 0.53 | 0.86 | 0.32 | 0.87** | 0.31 |
| Mikrowelle | 0.28** | 0.47 | 0.36* | 0.54 | 0.50 | 0.46 | 0.50** | 0.47 |
| Gasanschluss | 0.05** | 0.24 | 0.06 | 0.27 | 0.29 | 0.42 | 0.30** | 0.43 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.95** | 0.22 | 0.97 | 0.19 | 0.99 | 0.10 | 1.00** | 0.06 |
| Kabelfernsehen | 0.27** | 0.47 | 0.31 | 0.52 | 0.80 | 0.37 | 0.85** | 0.33 |
| Satellitenfernsehen | 0.20* | 0.42 | 0.23 | 0.48 | 0.15 | 0.33 | 0.11** | 0.30 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.85** | 0.38 | 0.94** | 0.28 | 0.96 ⁺ | 0.18 | 0.98** | 0.12 |
| Computer | 0.10** | 0.32 | 0.14 | 0.39 | 0.39 | 0.45 | 0.43** | 0.46 |
| Mobiltelefon | 0.48** | 0.53 | 0.66** | 0.53 | 0.82* | 0.35 | 0.89** | 0.29 |
| <i>Distriktkontrolle</i> | | | | | | | | |
| Anteil Höhere Bildung | 0.08** | 0.05 | 0.07 | 0.04 | 0.17** | 0.07 | 0.14** | 0.08 |
| Anteil Postsekundär | 0.09** | 0.02 | 0.09 | 0.02 | 0.11* | 0.01 | 0.10** | 0.01 |
| Anteil Sekundärschule | 0.28** | 0.04 | 0.28 | 0.04 | 0.35** | 0.05 | 0.34** | 0.06 |
| Anteil Schulpflicht | 0.32** | 0.06 | 0.32 | 0.06 | 0.22* | 0.07 | 0.24** | 0.07 |
| Anteil Primärschule | 0.20** | 0.04 | 0.20 | 0.04 | 0.13** | 0.05 | 0.15** | 0.05 |
| Anteil Inaktive | 0.57** | 0.03 | 0.58 | 0.03 | 0.55* | 0.02 | 0.56** | 0.03 |
| Anteil Migranten (IV) | 0.09** | 0.02 | 0.09 ⁺ | 0.02 | 0.06* | 0.02 | 0.07** | 0.03 |
| Subpopulation | 518 | | 469 | | 523 | | 194 | |
| Haushalte | 3888 | | 3887 | | 3887 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.9: Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie.** Unterscheidung in Nichtmigrations- und temporäre Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|-----------------------------|-----------|-------|--------------------|-------|-------------------|-------|-------------------|-------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Temp. MHH | | Nicht-MHH | | Temp. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.22** | 0.44 | 0.16 ⁺ | 0.41 | 0.36** | 0.44 | 0.19 | 0.37 |
| Alter Vorstand | 50.70** | 11.06 | 48.88** | 10.91 | 48.60 | 10.60 | 48.77 | 8.92 |
| HHV Verheiratet | 0.78** | 0.45 | 0.85* | 0.40 | 0.67** | 0.44 | 0.81 | 0.37 |
| Keine Schulbildung | 0.00 | 0.07 | 0.01 | 0.12 | 0.01 | 0.07 | 0.01 | 0.10 |
| Primärschule | 0.18** | 0.42 | 0.12* | 0.36 | 0.10** | 0.27 | 0.03** | 0.16 |
| Sekundärschule | 0.69** | 0.50 | 0.79** | 0.46 | 0.58* | 0.47 | 0.72 | 0.42 |
| Postsekundär | 0.13 | 0.36 | 0.12 | 0.37 | 0.13* | 0.31 | 0.21* | 0.38 |
| Höhere Bildung | 0.14** | 0.37 | 0.08* | 0.31 | 0.32 ⁺ | 0.43 | 0.23** | 0.40 |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | | | | |
| Alter | 42.78** | 11.18 | 41.58 ⁺ | 11.74 | 41.13 | 10.24 | 40.09 | 10.70 |
| Verheiratet | 0.73** | 0.47 | 0.81** | 0.44 | 0.62* | 0.45 | 0.73 ⁺ | 0.42 |
| Verwitwet | 0.10 | 0.32 | 0.05** | 0.24 | 0.07 | 0.24 | 0.04 | 0.18 |
| Primärschule | 0.12** | 0.35 | 0.12 | 0.36 | 0.06* | 0.22 | 0.02** | 0.12 |
| Sekundärschule | 0.68** | 0.50 | 0.73 | 0.50 | 0.53* | 0.46 | 0.65 | 0.45 |
| Postsekundär | 0.17 | 0.40 | 0.16 | 0.42 | 0.14* | 0.32 | 0.24 | 0.40 |
| Höhere Bildung | 0.19** | 0.42 | 0.15 ⁺ | 0.40 | 0.41 ⁺ | 0.45 | 0.32** | 0.44 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.19 | 0.49 | 0.25 ⁺ | 0.57 | 0.16 | 0.37 | 0.25 | 0.46 |
| # Kinder 7-10 | 0.12 | 0.38 | 0.16 | 0.48 | 0.12 | 0.32 | 0.08* | 0.29 |
| # Kinder 11-15 | 0.26** | 0.55 | 0.38** | 0.65 | 0.17 | 0.37 | 0.16** | 0.38 |
| # Kinder 16-18 | 0.26** | 0.53 | 0.26 | 0.53 | 0.17 | 0.36 | 0.18 ⁺ | 0.36 |
| # Kinder unter 18 | 0.83** | 1.07 | 1.05** | 1.13 | 0.62 | 0.69 | 0.67** | 0.74 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.66 | 0.88 | 1.01** | 1.02 | 0.63 | 0.70 | 0.79 ⁺ | 0.80 |
| # Männer 18-65 | 1.17 | 0.81 | 1.61** | 0.94 | 1.11** | 0.73 | 1.43 | 0.81 |
| # Frauen 18-65 | 1.53 | 0.78 | 1.72** | 0.90 | 1.53 | 0.65 | 1.62 | 0.58 |
| # Über 65 | 0.18 | 0.46 | 0.10** | 0.39 | 0.14 ⁺ | 0.37 | 0.08 | 0.31 |
| Subpopulation | 598 | | 389 | | 603 | | 114 | |
| Haushalte | 3887 | | 3888 | | 3887 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und temporären Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.10: Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Vermögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable.** Unterscheidung in Nichtmigrations- und temporäre Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|-----------|------|-------------------|------|-----------|------|-----------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Temp. MHH | | Nicht-MHH | | Temp. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 0.99** | 0.09 | 0.99 | 0.12 | 0.97* | 0.17 | 0.99 | 0.09 |
| Landbesitz | 0.94** | 0.25 | 0.94 | 0.27 | 0.29* | 0.42 | 0.41** | 0.46 |
| Auto | 0.28 | 0.48 | 0.26 | 0.49 | 0.28** | 0.41 | 0.45** | 0.47 |
| Traktor | 0.04** | 0.22 | 0.07 ⁺ | 0.29 | 0.01* | 0.07 | 0.00** | 0.00 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.61** | 0.52 | 0.66 | 0.53 | 0.86 | 0.32 | 0.90** | 0.28 |
| Mikrowelle | 0.29** | 0.49 | 0.35 | 0.53 | 0.49 | 0.46 | 0.53** | 0.47 |
| Gasanschluss | 0.06** | 0.25 | 0.06 | 0.26 | 0.30 | 0.42 | 0.27** | 0.42 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.95** | 0.22 | 0.97 | 0.19 | 0.99** | 0.10 | 1.00** | 0.00 |
| Kabelfernsehen | 0.27** | 0.47 | 0.32 | 0.53 | 0.81 | 0.37 | 0.85** | 0.33 |
| Satellitenfernsehen | 0.22** | 0.45 | 0.20 | 0.45 | 0.14 | 0.32 | 0.15 | 0.34 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.86** | 0.38 | 0.94** | 0.26 | 0.96* | 0.18 | 0.99** | 0.09 |
| Computer | 0.11** | 0.33 | 0.13 | 0.38 | 0.39 | 0.45 | 0.43** | 0.46 |
| Mobiltelefon | 0.50** | 0.54 | 0.65** | 0.54 | 0.83* | 0.35 | 0.90** | 0.28 |
| <i>Distriktkontrolle</i> | | | | | | | | |
| Anteil Höhere Bildung | 0.08** | 0.05 | 0.07 ⁺ | 0.04 | 0.17** | 0.07 | 0.13** | 0.07 |
| Anteil Postsekundär | 0.09** | 0.02 | 0.09 ⁺ | 0.02 | 0.11** | 0.01 | 0.10** | 0.02 |
| Anteil Sekundärschule | 0.28** | 0.04 | 0.28 | 0.04 | 0.35** | 0.05 | 0.33** | 0.06 |
| Anteil Schulpflicht | 0.32** | 0.06 | 0.32 ⁺ | 0.05 | 0.23** | 0.07 | 0.25** | 0.07 |
| Anteil Primärschule | 0.20** | 0.04 | 0.20 | 0.04 | 0.13** | 0.05 | 0.15** | 0.05 |
| Anteil Inaktive | 0.57** | 0.03 | 0.58 | 0.03 | 0.55** | 0.02 | 0.56** | 0.03 |
| Anteil Migranten (IV) | 0.09** | 0.02 | 0.09* | 0.02 | 0.06** | 0.02 | 0.07** | 0.03 |
| Subpopulation | 598 | | 389 | | 603 | | 114 | |
| Haushalte | 3887 | | 3888 | | 3887 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und temporären Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.11: Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie.** Unterscheidung in Nichtmigrations- und permanente Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|-----------------------------|-------------------|-------|--------------------|-------|-------------------|-------|-------------------|-------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Perm. MHH | | Nicht-MHH | | Perm. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.20** | 0.44 | 0.14 | 0.37 | 0.33 | 0.44 | 0.36* | 0.44 |
| Alter Vorstand | 49.85* | 11.17 | 52.52* | 8.95 | 48.46 | 10.39 | 50.72 | 9.83 |
| HHV Verheiratet | 0.80** | 0.44 | 0.85 | 0.39 | 0.69 | 0.44 | 0.72 | 0.41 |
| Keine Schulbildung | 0.01 | 0.10 | 0.00** | 0.00 | 0.01* | 0.07 | 0.00 | 0.00 |
| Primärschule | 0.15** | 0.40 | 0.17 | 0.41 | 0.09 ⁺ | 0.27 | 0.03* | 0.16 |
| Sekundärschule | 0.73** | 0.49 | 0.72 | 0.49 | 0.59** | 0.47 | 0.77 | 0.38 |
| Postsekundär | 0.12 | 0.35 | 0.24* | 0.46 | 0.14 | 0.32 | 0.16 | 0.34 |
| Höhere Bildung | 0.12** | 0.35 | 0.11 | 0.34 | 0.32 ⁺ | 0.43 | 0.20 | 0.36 |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | | | | |
| Alter | 42.14* | 11.31 | 44.93 ⁺ | 12.34 | 40.81 | 10.27 | 42.94 | 10.64 |
| Verheiratet | 0.76** | 0.46 | 0.74 | 0.48 | 0.64 | 0.45 | 0.63 | 0.44 |
| Verwitwet | 0.08 | 0.30 | 0.11 | 0.34 | 0.07 | 0.23 | 0.07 | 0.23 |
| Primärschule | 0.12** | 0.36 | 0.09 | 0.31 | 0.06** | 0.21 | 0.00* | 0.00 |
| Sekundärschule | 0.70** | 0.50 | 0.73 | 0.48 | 0.54** | 0.46 | 0.72 | 0.41 |
| Postsekundär | 0.16 | 0.40 | 0.20 | 0.44 | 0.16 | 0.34 | 0.15 | 0.33 |
| Höhere Bildung | 0.18** | 0.42 | 0.18 | 0.42 | 0.41 ⁺ | 0.45 | 0.28 | 0.41 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.21 ⁺ | 0.52 | 0.17 | 0.48 | 0.17 | 0.38 | 0.20 | 0.37 |
| # Kinder 7-10 | 0.14 | 0.42 | 0.10 | 0.33 | 0.11 | 0.31 | 0.12 | 0.29 |
| # Kinder 11-15 | 0.30** | 0.59 | 0.28 | 0.59 | 0.17 | 0.38 | 0.12 ⁺ | 0.30 |
| # Kinder 16-18 | 0.27** | 0.54 | 0.16* | 0.45 | 0.18* | 0.36 | 0.09 | 0.26 |
| # Kinder unter 18 | 0.93** | 1.09 | 0.71 | 1.18 | 0.63 | 0.70 | 0.53 | 0.64 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.78** | 0.94 | 0.87 | 1.17 | 0.65 | 0.71 | 0.73 | 0.81 |
| # Männer 18-65 | 1.32** | 0.88 | 1.53 ⁺ | 1.00 | 1.16 | 0.75 | 1.17* | 0.74 |
| # Frauen 18-65 | 1.59 | 0.81 | 1.82 | 1.06 | 1.53 | 0.63 | 1.75 | 0.70 |
| # Über 65 | 0.15 | 0.45 | 0.10 | 0.38 | 0.13 | 0.36 | 0.18 | 0.39 |
| Subpopulation | 920 | | 67 | | 665 | | 52 | |
| Haushalte | 3887 | | 3888 | | 3887 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und permanenten Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und permanenten Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und permanenten Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.12: Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Vermögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable.** Unterscheidung in Nichtmigrations- und permanente Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|-----------|------|-------------------|------|-----------|------|-----------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Perm. MHH | | Nicht-MHH | | Perm. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 0.99* | 0.11 | 1.00** | 0.00 | 0.97 | 0.16 | 0.98 | 0.12 |
| Landbesitz | 0.94** | 0.26 | 0.93 | 0.27 | 0.30 | 0.42 | 0.38** | 0.44 |
| Auto | 0.28 | 0.49 | 0.24 | 0.47 | 0.30 | 0.43 | 0.29 | 0.42 |
| Traktor | 0.05** | 0.25 | 0.05 | 0.25 | 0.00 | 0.06 | 0.02 | 0.11 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.63** | 0.53 | 0.60 | 0.53 | 0.86** | 0.32 | 0.98** | 0.13 |
| Mikrowelle | 0.31** | 0.51 | 0.31 | 0.51 | 0.49 | 0.46 | 0.56* | 0.45 |
| Gasanschluss | 0.06** | 0.25 | 0.05 | 0.25 | 0.30 | 0.42 | 0.26** | 0.40 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.96** | 0.21 | 0.94 | 0.25 | 0.99** | 0.10 | 1.00* | 0.00 |
| Kabelfernsehen | 0.29** | 0.50 | 0.24 | 0.47 | 0.81 | 0.36 | 0.86** | 0.32 |
| Satellitenfernsehen | 0.21** | 0.44 | 0.32 ⁺ | 0.51 | 0.14* | 0.33 | 0.07** | 0.23 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.89** | 0.34 | 0.88 | 0.36 | 0.97 | 0.17 | 0.98* | 0.13 |
| Computer | 0.12** | 0.35 | 0.09 | 0.32 | 0.40 | 0.45 | 0.33** | 0.43 |
| Mobiltelefon | 0.56** | 0.54 | 0.47 | 0.54 | 0.84 | 0.34 | 0.88** | 0.30 |
| <i>Distriktkontrolle</i> | | | | | | | | |
| Anteil Höhere Bildung | 0.07** | 0.05 | 0.08 | 0.06 | 0.16 | 0.07 | 0.15** | 0.07 |
| Anteil Postsekundär | 0.09** | 0.02 | 0.09 | 0.02 | 0.11 | 0.01 | 0.11** | 0.01 |
| Anteil Sekundärschule | 0.28** | 0.04 | 0.28 | 0.05 | 0.35 | 0.06 | 0.34** | 0.06 |
| Anteil Schulpflicht | 0.32** | 0.06 | 0.32 | 0.06 | 0.23 | 0.07 | 0.24** | 0.07 |
| Anteil Primärschule | 0.20** | 0.04 | 0.20 | 0.04 | 0.13 | 0.05 | 0.14** | 0.05 |
| Anteil Inaktive | 0.57** | 0.03 | 0.57 | 0.03 | 0.55 | 0.03 | 0.55** | 0.03 |
| Anteil Migranten (IV) | 0.09** | 0.02 | 0.09 | 0.02 | 0.06 | 0.03 | 0.06** | 0.03 |
| Subpopulation | 920 | | 67 | | 665 | | 52 | |
| Haushalte | 3887 | | 3888 | | 3887 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und permanenten Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und permanenten Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und permanenten Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.13: Hauptregression zweistufige Instrumentalvariablen-Schätzung (2SLS) mit Distriktkontrollen. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene. **Individualcharakteristika Frauen, Demographie**

| | Abhängige Variable: Berufstätigkeit Frauen 20-60 Jahre | | | | | |
|-----------------------------|--|--------------------|-----------|---------------------|--------------------|--------------------|
| | Migrations-HH | | Temp. MHH | | Perm. MHH | |
| | Rural | Urban | Rural | Urban | Rural | Urban |
| Endogene Variablen | | | | | | |
| Migrationsentsch. | −0.500** | −0.318** | −0.891** | −0.696** | −1.083** | −1.017** |
| Proxy Remissen | 0.506 | 0.263 | 0.638 | 0.345 | −0.068 | 0.315 |
| Eigenschaften Frauen | | | | | | |
| Alter | 0.073** | 0.078** | 0.072** | 0.079** | 0.068** | 0.060** |
| Alter quadriert | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** |
| Verheiratet | 0.025 | 0.024 | 0.008 | 0.024 | 0.048 | 0.077* |
| Verwitwet | −0.008 | −0.048 | −0.087 | −0.011 | −0.015 | −0.068 |
| Primärschule | −0.034 | 0.197 | −0.004 | 0.223 | 0.073 | 0.234 |
| Sekundärschule | −0.017 | 0.212 | 0.002 | 0.233 | 0.108 | 0.268 |
| Höhere Bildung | 0.000 | 0.322 ⁺ | −0.003 | 0.319 | 0.204 ⁺ | 0.383 ⁺ |
| Demographie | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | −0.044 ⁺ | −0.097* | −0.025 | −0.088 ⁺ | −0.089** | −0.136** |
| # Kinder 7-10 | −0.033 | −0.050 | 0.037 | −0.048 | −0.097** | −0.059 |
| # Kinder 11-15 | −0.006 | 0.025 | 0.012 | 0.030 | 0.002 | 0.016 |
| # Kinder 16-18 | −0.061 ⁺ | −0.038 | −0.067 | −0.052 | −0.031 | −0.065 |
| # Erwachsene 18-25 | −0.057 | −0.010 | −0.066 | 0.005 | 0.001 | −0.012 |
| # Männer 18-65 | 0.064** | 0.056 ⁺ | 0.101** | 0.059 | −0.003 | 0.027 |
| # Frauen 18-65 | 0.059* | 0.007 | 0.063* | 0.009 | 0.073* | 0.008 |
| # Über 65 | −0.007 | −0.008 | 0.000 | −0.032 | −0.013 | 0.008 |
| Beobachtungen | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 |
| P-Wert F-Test | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Cragg-Donald Wald | 8.499 | 6.507 | 7.408 | 6.471 | 11.349 | 6.447 |
| P-Wert | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Kleibergen-Paap LM | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| P-Wert | 0.995 | 0.995 | 0.995 | 0.995 | 0.994 | 0.995 |

⁺ p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01. Der *P-Wert des F-Tests* bezeichnet die allgemeine Modellvalidität, der *Cragg-Donald Wald F-Test* ist ein heteroskedastie-robuster Hinweis auf mögliche schwache Identifikation des Modells und die *Kleibergen-Paap Lagrange-Multiplikator (LM)* Rang-Statistik und der dazugehörige *P-Wert* betrachten die Relevanz der Instrumente und prüfen eine mögliche Unteridentifikation. Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.14: Fortsetzung Hauptregression zweistufige Instrumentalvariablen-Schätzung (2SLS) mit Distriktkontrollen. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene. **Eigenschaften Haushaltsvorstand, Distriktkontrollen und Instrumentalvariablen**

| | Abhängige Variable: Berufstätigkeit Frauen 20-60 Jahre | | | | | |
|---------------------------|--|----------|---------------------|----------|---------------------|----------|
| | Migrations-HH | | Temp. MHH | | Perm. MHH | |
| | Rural | Urban | Rural | Urban | Rural | Urban |
| Endogene Variablen | | | | | | |
| Migrationsentsch. | −0.500** | −0.318** | −0.891** | −0.696** | −1.083** | −1.017** |
| Proxy Remissen | 0.506 | 0.263 | 0.638 | 0.345 | −0.068 | 0.315 |
| Haushaltsvorstand | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.127 ⁺ | 0.089** | 0.178* | 0.069 | 0.061 | 0.115* |
| Alter Vorstand | 0.000 | −0.001 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.001 |
| HHV Verheiratet | 0.014 | −0.060 | 0.005 | −0.042 | −0.001 | −0.104** |
| Keine Schulbildung | −0.292* | −0.085 | −0.333 | −0.115 | −0.164 | −0.059 |
| Primärschule | −0.243* | 0.011 | −0.340* | −0.076 | −0.104 | 0.081 |
| Sekundärschule | −0.188 ⁺ | 0.027 | −0.260 ⁺ | −0.034 | −0.059 | 0.101 |
| Postsekundär | −0.069 | 0.017 | −0.105 | 0.020 | −0.016 | 0.031 |
| Höhere Bildung | −0.263 | −0.009 | −0.368 ⁺ | −0.090 | −0.049 | 0.038 |
| Distriktkontrolle | | | | | | |
| Anteil Höhere Bildung | −1.890 | −0.863 | −4.061** | −1.727 | 0.189 | 1.256 |
| Anteil Postsekundär | 1.104 | 3.416 | 0.857 | 0.880 | −0.598 | 10.098* |
| Anteil Sekundärschule | −2.097 | −0.917 | −1.696 | −1.686 | −3.407 ⁺ | −0.103 |
| Anteil Schulpflicht | −0.978 | −0.039 | −1.756 | −1.207 | −0.970 | 3.326 |
| Anteil Primärschule | −2.463 | −0.795 | −3.329* | −1.540 | −2.672 | −0.440 |
| Anteil Inaktive | −0.136 | −0.645 | −0.118 | −0.210 | −0.558 | −0.020 |
| Beobachtungen | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 |
| P-Wert F-Test | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Cragg-Donald Wald | 8.499 | 6.507 | 7.408 | 6.471 | 11.349 | 6.447 |
| P-Wert | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Kleibergen-Paap LM | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| P-Wert | 0.995 | 0.995 | 0.995 | 0.995 | 0.994 | 0.995 |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Der *P-Wert des F-Tests* bezeichnet die allgemeine Modellvalidität, der *Cragg-Donald Wald F-Test* ist ein heteroskedastie-robuster Hinweis auf mögliche schwache Identifikation des Modells und die *Kleibergen-Paap Lagrange-Multiplikator (LM) Rang-Statistik* und der dazugehörige *P-Wert* betrachten die Relevanz der Instrumente und prüfen eine mögliche Unteridentifikation. Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.15: Hilfsregression Migrationsentscheidung (First Stage) zweistufigen Instrumentalvariablen-Schätzung (2SLS) mit Distriktkontrollen. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene. Individualcharakteristika Frauen, Demographie

| | Abhängige Variable: Migrationsentscheidung | | | | | |
|-----------------------------|--|---------|-----------|--------------------|---------------------|---------------------|
| | Migrations-HH | | Temp. MHH | | Perm. MHH | |
| | Rural | Urban | Rural | Urban | Rural | Urban |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | | |
| Alter | 0.016 ⁺ | 0.016** | 0.011 | 0.011 | −0.008 | −0.011 ⁺ |
| Alter quadriert | 0.000* | 0.000** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Verheiratet | 0.063 ⁺ | −0.038 | 0.016 | −0.019 | 0.047 | 0.040 |
| Verwitwet | 0.043 | −0.044 | −0.076 | 0.024 | 0.055 | −0.037 |
| Primärschule | 0.081 | 0.005 | 0.096 | 0.048 | 0.077 ⁺ | 0.041 |
| Sekundärschule | 0.097 | 0.006 | 0.102 | 0.042 | 0.067 ⁺ | 0.061 |
| Höhere Bildung | 0.067 | −0.069 | 0.072 | −0.012 | 0.089* | 0.049 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.065** | 0.044 | 0.063* | 0.039 | −0.032* | −0.022 |
| # Kinder 7-10 | 0.030 | −0.046 | 0.089** | −0.012 | −0.023 ⁺ | −0.020 |
| # Kinder 11-15 | 0.033 ⁺ | 0.013 | 0.044* | 0.014 | 0.005 | −0.005 |
| # Kinder 16-18 | −0.013 | −0.029 | −0.006 | −0.028 | −0.012 | −0.033 |
| # Erwachsene 18-25 | −0.019 | 0.000 | −0.008 | 0.024 | −0.003 | −0.001 |
| # Männer 18-65 | 0.136** | 0.068* | 0.121** | 0.044 ⁺ | −0.009 | −0.003 |
| # Frauen 18-65 | 0.089** | 0.036 | 0.061* | 0.024 | 0.034 | 0.014 |
| # Über 65 | 0.026 | 0.039 | 0.029 | −0.020 | −0.021 | 0.026 |
| Beobachtungen | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 |
| F-Test IV | 136.576 | 123.413 | 22.664 | 31.787 | 27.462 | 22.231 |
| P-Wert | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Der *F-Test IV* und der zugehörige *P-Wert* prüfen die Relevanz des Instrumentes (*F test of excluded instruments*). Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle*: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.16: Fortsetzung Hilfsregression Migrationsentscheidung (First Stage) zweistufigen Instrumentalvariablen-Schätzung (2SLS) mit Distriktkontrollen. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene. **Eigenschaften Haushaltsvorstand, Distriktkontrollen und Instrumentalvariablen**

| | Abhängige Variable: Migrationsentscheidung | | | | | |
|--------------------------|--|---------------------|--------------------|---------------------|--------------------|--------------------|
| | Migrations-HH | | Temp. MHH | | Perm. MHH | |
| | Rural | Urban | Rural | Urban | Rural | Urban |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.107* | 0.036 | 0.100 ⁺ | −0.013 | 0.050 | 0.036 |
| Alter Vorstand | −0.004** | −0.001 | −0.003* | 0.001 | 0.002 ⁺ | 0.002 |
| HHV Verheiratet | 0.004 | −0.014 | −0.021 | 0.018 | 0.034 | −0.047 |
| Keine Schulbildung | 0.049 | −0.325** | 0.010 | −0.190 ⁺ | 0.038 | −0.075 |
| Primärschule | −0.029 | −0.218** | −0.105 | −0.215** | 0.041 | 0.005 |
| Sekundärschule | −0.035 | −0.105 | −0.079 | −0.127 | 0.023 | 0.044 |
| Postsekundär | −0.015 | 0.037 | −0.039 | 0.027 | 0.003 | 0.028 |
| Höhere Bildung | −0.137 | −0.132 ⁺ | −0.150 | −0.162* | −0.024 | 0.011 |
| <i>Distriktkontrolle</i> | | | | | | |
| Anteil Höhere Bildung | −2.024 | −2.744 | −3.723** | −2.934 | 1.523 | 1.033 |
| Anteil Postsekundär | 2.803 | −1.947 | 0.644 | −4.833 | 2.058 ⁺ | 5.830** |
| Anteil Sekundärschule | 0.704 | −0.564 | 0.542 | −1.580 | 0.201 | 0.530 |
| Anteil Schulpflicht | 0.970 | −1.709 | −0.560 | −2.644 | 1.281 | 2.692 ⁺ |
| Anteil Primärschule | −1.176 | −1.232 | −2.081 | −2.167 | 0.873 | −0.269 |
| Anteil Inaktive | 1.948* | 1.874 ⁺ | 1.239* | 1.645 | 0.060 | 1.272 |
| <i>Instrumente</i> | | | | | | |
| Anteil Migranten | −0.345 | −1.537 | −0.678 | −1.346 | 1.574** | −0.762 |
| Wechselkurs | 0.034** | 0.053** | 0.020** | 0.024** | 0.012** | 0.017** |
| Beobachtungen | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 |
| F-Test IV | 136.576 | 123.413 | 22.664 | 31.787 | 27.462 | 22.231 |
| P-Wert | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Der *F-Test IV* und der zugehörige *P-Wert* prüfen die Relevanz des Instrumentes (*F test of excluded instruments*). Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle*: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.17: Hilfsregression Proxyvariable Remissen (First Stage) zweistufigen Instrumentalvariablen-Schätzung (2SLS) mit Distriktkontrollen. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene. **Individualcharakteristika Frauen, Demographie**

| | Abhängige Variable: Proxy Remissen - Anteil Mobiltelefone | | | | | |
|-----------------------------|---|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | Migrations-HH | | Temp. MHH | | Perm. MHH | |
| | Rural | Urban | Rural | Urban | Rural | Urban |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | | |
| Alter | 0.020** | 0.026** | 0.020** | 0.026** | 0.020** | 0.026** |
| Alter quadriert | 0.000** | 0.000** | 0.000** | 0.000** | 0.000** | 0.000** |
| Verheiratet | 0.004 | −0.012 | 0.004 | −0.012 | 0.004 | −0.012 |
| Verwitwet | −0.078 | −0.084 | −0.078 | −0.084 | −0.078 | −0.084 |
| Primärschule | 0.112 | 0.067 | 0.112 | 0.067 | 0.112 | 0.067 |
| Sekundärschule | 0.175 ⁺ | 0.071 | 0.175 ⁺ | 0.071 | 0.175 ⁺ | 0.071 |
| Höhere Bildung | 0.247* | 0.193 | 0.247* | 0.193 | 0.247* | 0.193 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.039 ⁺ | 0.044 | 0.039 ⁺ | 0.044 | 0.039 ⁺ | 0.044 |
| # Kinder 7-10 | −0.043 | 0.052 ⁺ | −0.043 | 0.052 ⁺ | −0.043 | 0.052 ⁺ |
| # Kinder 11-15 | 0.032 | 0.009 | 0.032 | 0.009 | 0.032 | 0.009 |
| # Kinder 16-18 | 0.062* | 0.040 | 0.062* | 0.040 | 0.062* | 0.040 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.091** | 0.030 | 0.091** | 0.030 | 0.091** | 0.030 |
| # Männer 18-65 | 0.019 | 0.072* | 0.019 | 0.072* | 0.019 | 0.072* |
| # Frauen 18-65 | 0.038* | 0.037 | 0.038* | 0.037 | 0.038* | 0.037 |
| # Über 65 | 0.051 | −0.028 | 0.051 | −0.028 | 0.051 | −0.028 |
| Beobachtungen | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 |
| F-Test IV | 4.307 | 3.274 | 4.307 | 3.274 | 4.307 | 3.274 |
| P-Wert | 0.022 | 0.051 | 0.022 | 0.051 | 0.022 | 0.051 |

⁺ p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01. Der *F-Test IV* und der zugehörige *P-Wert* prüfen die Relevanz des Instrumentes (*F test of excluded instruments*). Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle*: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.18: Fortsetzung Hilfsregression Proxyvariable Remissen (First Stage) zweistufige Instrumentalvariablen-Schätzung (2SLS) mit Distriktkontrollen. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene. **Eigenschaften Haushaltsvorstand, Distriktkontrollen und Instrumentalvariablen**

| | Abhängige Variable: Proxy Remissen - Anteil Mobiltelefone | | | | | |
|--------------------------|---|--------------------|---------------------|--------------------|---------------------|--------------------|
| | Migrations-HH | | Temp. MHH | | Perm. MHH | |
| | Rural | Urban | Rural | Urban | Rural | Urban |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | −0.117* | 0.004 | −0.117* | 0.004 | −0.117* | 0.004 |
| Alter Vorstand | −0.008** | −0.006** | −0.008** | −0.006** | −0.008** | −0.006** |
| HHV Verheiratet | −0.088 | −0.008 | −0.088 | −0.008 | −0.088 | −0.008 |
| Keine Schulbildung | 0.193 ⁺ | 0.018 | 0.193 ⁺ | 0.018 | 0.193 ⁺ | 0.018 |
| Primärschule | 0.138 | 0.083 | 0.138 | 0.083 | 0.138 | 0.083 |
| Sekundärschule | 0.151 ⁺ | 0.078 | 0.151 ⁺ | 0.078 | 0.151 ⁺ | 0.078 |
| Postsekundär | 0.072 ⁺ | 0.043 | 0.072 ⁺ | 0.043 | 0.072 ⁺ | 0.043 |
| Höhere Bildung | 0.300** | 0.118 ⁺ | 0.300** | 0.118 ⁺ | 0.300** | 0.118 ⁺ |
| <i>Distriktkontrolle</i> | | | | | | |
| Anteil Höhere Bildung | −1.013 | −3.687* | −1.013 | −3.687* | −1.013 | −3.687* |
| Anteil Postsekundär | −4.406 | −2.507 | −4.406 | −2.507 | −4.406 | −2.507 |
| Anteil Sekundärschule | −2.049 | −1.832 | −2.049 | −1.832 | −2.049 | −1.832 |
| Anteil Schulpflicht | −1.558 | −1.548 | −1.558 | −1.548 | −1.558 | −1.548 |
| Anteil Primärschule | −3.034 ⁺ | −4.510 | −3.034 ⁺ | −4.510 | −3.034 ⁺ | −4.510 |
| Anteil Inaktive | 0.848 | 1.373 | 0.848 | 1.373 | 0.848 | 1.373 |
| <i>Instrumente</i> | | | | | | |
| Anteil Migranten | −3.270 ⁺ | −5.443* | −3.270 ⁺ | −5.443* | −3.270 ⁺ | −5.443* |
| Wechselkurs | 0.006* | 0.001 | 0.006* | 0.001 | 0.006* | 0.001 |
| Beobachtungen | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 |
| F-Test IV | 4.307 | 3.274 | 4.307 | 3.274 | 4.307 | 3.274 |
| P-Wert | 0.022 | 0.051 | 0.022 | 0.051 | 0.022 | 0.051 |

⁺ p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01. Der *F-Test IV* und der zugehörige *P-Wert* prüfen die Relevanz des Instrumentes (*F test of excluded instruments*). Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.19: Hauptregression zweistufige Instrumentalvariablen-Schätzung (2SLS) *ohne* Distriktkontrollen. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene. **Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand.**

| | Abhängige Variable: Berufstätigkeit Frauen 20-60 Jahre | | | | | |
|-----------------------------|--|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|----------|
| | Migrations-HH | | Temp. MHH | | Perm. MHH | |
| | Rural | Urban | Rural | Urban | Rural | Urban |
| Endogene Variablen | | | | | | |
| Migrationsentsch. | −0.469** | −0.319** | −0.786** | −0.694** | −1.177** | −1.041** |
| Proxy Remissen | 0.324 | 0.050 | 0.236 | −0.272 | 0.203 | 0.172 |
| Eigenschaften Frauen | | | | | | |
| Alter | 0.076** | 0.082** | 0.079** | 0.093** | 0.061** | 0.063** |
| Alter quadriert | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** |
| Verheiratet | 0.027 | 0.018 | 0.011 | 0.017 | 0.054 | 0.065* |
| Verwitwet | −0.025 | −0.069 | −0.114 ⁺ | −0.066 | 0.013 | −0.077 |
| Primärschule | 0.000 | 0.159 | 0.048 | 0.213 | 0.054 | 0.159 |
| Sekundärschule | 0.025 | 0.185 | 0.077 | 0.236 | 0.066 | 0.214 |
| Postsekundär | 0.024 | 0.051 | 0.043 | 0.104* | 0.042 | 0.035 |
| Höhere Bildung | 0.054 | 0.316 ⁺ | 0.103 | 0.394 | 0.145 | 0.336 |
| Demographie | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | −0.041 ⁺ | −0.086* | −0.017 | −0.058 | −0.104** | −0.129** |
| # Kinder 7-10 | −0.040 | −0.039 | 0.012 | −0.016 | −0.086** | −0.049 |
| # Kinder 11-15 | −0.001 | 0.026 | 0.020 | 0.036 | −0.006 | 0.008 |
| # Kinder 16-18 | −0.050 ⁺ | −0.034 | −0.045 | −0.032 | −0.046 | −0.068* |
| # Erwachsene 18-25 | −0.041 | −0.002 | −0.032 | 0.025 | −0.021 | −0.007 |
| # Männer 18-65 | 0.065** | 0.068* | 0.100** | 0.101** | −0.009 | 0.032 |
| # Frauen 18-65 | 0.060** | 0.012 | 0.069** | 0.027 | 0.067* | 0.017 |
| # Über 65 | 0.007 | −0.015 | 0.024 | −0.051 ⁺ | −0.027 | 0.004 |
| Haushaltsvorstand | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.110* | 0.085** | 0.126* | 0.063 ⁺ | 0.106 ⁺ | 0.101* |
| Alter Vorstand | −0.001 | −0.003 | −0.003 | −0.004 | 0.002 | 0.000 |
| HHV Verheiratet | 0.002 | −0.060 | −0.029 | −0.050 | 0.035 | −0.105** |
| Keine Schulbildung | −0.250* | −0.106 | −0.247 | −0.122 | −0.215 ⁺ | −0.102 |
| Primärschule | −0.214* | 0.014 | −0.274* | −0.040 | −0.132 | 0.069 |
| Sekundärschule | −0.159 | 0.032 | −0.194 | 0.005 | −0.095 | 0.104 |
| Postsekundär | −0.053 | 0.023 | −0.069 | 0.046 | −0.036 | 0.025 |
| Höhere Bildung | −0.202 | 0.004 | −0.232 | −0.028 | −0.127 | 0.050 |
| Konstante | −0.894** | −1.094** | −0.825** | −1.033* | −0.951** | −0.984** |
| Beobachtungen | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 |
| P-Wert F-Test | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Cragg-Donald Wald | 22.119 | 14.618 | 22.708 | 12.165 | 22.157 | 15.091 |
| P-Wert | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Kleibergen-Paap LM | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| P-Wert | 0.994 | 0.995 | 0.994 | 0.995 | 0.994 | 0.995 |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Der *P-Wert des F-Tests* bezeichnet die allgemeine Modellvalidität, der *Cragg-Donald Wald F-Test* ist ein heteroskedastie-robuster Hinweis auf mögliche schwache Identifikation des Modells und die *Kleibergen-Paap Lagrange-Multiplikator (LM) Rang-Statistik* und der dazugehörige *P-Wert* betrachten die Relevanz der Instrumente und prüfen eine mögliche Unteridentifikation. Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.20: Hilfsregression Migrationsentscheidung (First Stage) zweistufigen Instrumentalvariablen-Schätzung (2SLS) *ohne* Distriktkontrollen. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene. **Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Eigenschaften Haushaltsvorstand und Instrumentalvariablen.**

| | Abhängige Variable: Migrationsentscheidung | | | | | |
|-----------------------------|--|---------------------|---------------------|--------------------|---------------------|--------------------|
| | Migrations-HH | | Temp. MHH | | Perm. MHH | |
| | Rural | Urban | Rural | Urban | Rural | Urban |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | | |
| Alter | 0.015 ⁺ | 0.014** | 0.011 | 0.010 | −0.009 | −0.011* |
| Alter quadriert | 0.000* | 0.000** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 ⁺ |
| Verheiratet | 0.064 ⁺ | −0.030 | 0.017 | −0.013 | 0.048 | 0.035 |
| Verwitwet | 0.037 | −0.052 ⁺ | −0.082 ⁺ | 0.019 | 0.056 | −0.033 |
| Primärschule | 0.109 | −0.006 | 0.116 | 0.054 | 0.080* | 0.003 |
| Sekundärschule | 0.124 | 0.000 | 0.123 | 0.049 | 0.068 ⁺ | 0.034 |
| Postsekundär | −0.020 | −0.057 | 0.008 | 0.026 | 0.004 | −0.027 |
| Höhere Bildung | 0.089 | −0.074 | 0.090 | −0.002 | 0.089* | 0.016 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.063** | 0.042 | 0.062* | 0.038 | −0.033* | −0.023 |
| # Kinder 7-10 | 0.030 | −0.045 | 0.088** | −0.011 | −0.023 ⁺ | −0.018 |
| # Kinder 11-15 | 0.037* | 0.014 | 0.045* | 0.016 | 0.007 | −0.012 |
| # Kinder 16-18 | −0.016 | −0.036 | −0.011 | −0.030 | −0.010 | −0.039 |
| # Erwachsene 18-25 | −0.023 | −0.001 | −0.013 | 0.024 | −0.001 | −0.002 |
| # Männer 18-65 | 0.136** | 0.066* | 0.123** | 0.045 ⁺ | −0.010 | −0.006 |
| # Frauen 18-65 | 0.083** | 0.030 | 0.056* | 0.020 | 0.034 | 0.017 |
| # Über 65 | 0.030 | 0.041 | 0.034 | −0.019 | −0.022 | 0.027 |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.113* | 0.029 | 0.102 ⁺ | −0.016 | 0.053 | 0.024 |
| Alter Vorstand | −0.004* | −0.001 | −0.003 ⁺ | 0.001 | 0.002 ⁺ | 0.001 |
| HHV Verheiratet | 0.006 | −0.019 | −0.026 | 0.014 | 0.040 | −0.051 |
| Keine Schulbildung | 0.080 | −0.301** | 0.030 | −0.167 | 0.042 | −0.087 |
| Primärschule | −0.026 | −0.227** | −0.107 | −0.216** | 0.046 | −0.009 |
| Sekundärschule | −0.033 | −0.106 | −0.081 | −0.123 | 0.027 | 0.046 |
| Postsekundär | −0.012 | 0.045 | −0.036 | 0.035 | 0.002 | 0.021 |
| Höhere Bildung | −0.133 | −0.140 ⁺ | −0.151 | −0.164* | −0.019 | 0.015 |
| <i>Instrumente</i> | | | | | | |
| Anteil Migranten | 2.520* | 2.581** | 1.827 ⁺ | 2.165** | 1.300** | 0.542 |
| Wechselkurs | 0.033** | 0.052** | 0.019** | 0.024** | 0.012** | 0.016** |
| Konstante | −0.276 | −0.122 | −0.128 | −0.187 | −0.205 | 0.124 |
| Beobachtungen | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 |
| F-Test IV | 191.707 | 95.404 | 21.739 | 27.889 | 20.185 | 21.164 |
| P-Wert | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

⁺ p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01. Der *F-Test IV* und der zugehörige *P-Wert* prüfen die Relevanz des Instrumentes (*F test of excluded instruments*). Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.21: Hilfsregression Proxyvariable Remissen (First Stage) zweistufigen Instrumentalvariablen-Schätzung (2SLS) *ohne* Distriktkontrollen. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene. **Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Eigenschaften Haushaltsvorstand und Instrumentalvariablen.**

| | Abhängige Variable: Proxy Remissen - Anteil Mobiltelefone | | | | | |
|-----------------------------|---|--------------------|---------------------|--------------------|---------------------|--------------------|
| | Migrations-HH | | Temp. MHH | | Perm. MHH | |
| | Rural | Urban | Rural | Urban | Rural | Urban |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | | |
| Alter | 0.019** | 0.024** | 0.019** | 0.024** | 0.019** | 0.024** |
| Alter quadriert | 0.000** | 0.000** | 0.000** | 0.000** | 0.000** | 0.000** |
| Verheiratet | 0.005 | −0.007 | 0.005 | −0.007 | 0.005 | −0.007 |
| Verwitwet | −0.086 | −0.085 | −0.086 | −0.085 | −0.086 | −0.085 |
| Primärschule | 0.086 | 0.044 | 0.086 | 0.044 | 0.086 | 0.044 |
| Sekundärschule | 0.153 | 0.053 | 0.153 | 0.053 | 0.153 | 0.053 |
| Postsekundär | 0.035 | 0.052 | 0.035 | 0.052 | 0.035 | 0.052 |
| Höhere Bildung | 0.226* | 0.173 | 0.226* | 0.173 | 0.226* | 0.173 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.042* | 0.046 ⁺ | 0.042* | 0.046 ⁺ | 0.042* | 0.046 ⁺ |
| # Kinder 7-10 | −0.045 | 0.050 ⁺ | −0.045 | 0.050 ⁺ | −0.045 | 0.050 ⁺ |
| # Kinder 11-15 | 0.029 | 0.009 | 0.029 | 0.009 | 0.029 | 0.009 |
| # Kinder 16-18 | 0.063* | 0.036 | 0.063* | 0.036 | 0.063* | 0.036 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.091** | 0.030 | 0.091** | 0.030 | 0.091** | 0.030 |
| # Männer 18-65 | 0.019 | 0.071* | 0.019 | 0.071* | 0.019 | 0.071* |
| # Frauen 18-65 | 0.042* | 0.033 | 0.042* | 0.033 | 0.042* | 0.033 |
| # Über 65 | 0.049 | −0.030 | 0.049 | −0.030 | 0.049 | −0.030 |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | −0.115* | −0.005 | −0.115* | −0.005 | −0.115* | −0.005 |
| Alter Vorstand | −0.008** | −0.006** | −0.008** | −0.006** | −0.008** | −0.006** |
| HHV Verheiratet | −0.093 ⁺ | −0.017 | −0.093 ⁺ | −0.017 | −0.093 ⁺ | −0.017 |
| Keine Schulbildung | 0.194 ⁺ | 0.012 | 0.194 ⁺ | 0.012 | 0.194 ⁺ | 0.012 |
| Primärschule | 0.130 | 0.072 | 0.130 | 0.072 | 0.130 | 0.072 |
| Sekundärschule | 0.145 | 0.079 | 0.145 | 0.079 | 0.145 | 0.079 |
| Postsekundär | 0.072 ⁺ | 0.042 | 0.072 ⁺ | 0.042 | 0.072 ⁺ | 0.042 |
| Höhere Bildung | 0.289** | 0.116 | 0.289** | 0.116 | 0.289** | 0.116 |
| <i>Instrumente</i> | | | | | | |
| Anteil Migranten | −2.866** | −2.115** | −2.866** | −2.115** | −2.866** | −2.115** |
| Wechselkurs | 0.007** | 0.000 | 0.007** | 0.000 | 0.007** | 0.000 |
| Konstante | 0.450* | 0.473* | 0.450* | 0.473* | 0.450* | 0.473* |
| Beobachtungen | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 |
| F-Test IV | 7.174 | 20.792 | 7.174 | 20.792 | 7.174 | 20.792 |
| P-Wert | 0.003 | 0.000 | 0.003 | 0.000 | 0.003 | 0.000 |

⁺ p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01. Der *F-Test IV* und der zugehörige *P-Wert* prüfen die Relevanz des Instrumentes (*F test of excluded instruments*). Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle*: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.22: Vergleich **Migrationshaushalte** mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie.** Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|-----------------------------|-------------------|-------|-------------------|-------|--------------------|------|----------------|-------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Remissen | | Keine Remissen | | Remissen | | Keine Remissen | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.14** | 0.38 | 0.26* | 0.50 | 0.28 | 0.42 | 0.32 | 0.44 |
| Alter Vorstand | 48.54 | 10.88 | 50.02 | 10.28 | 49.46 ⁺ | 9.23 | 46.51* | 9.16 |
| HHV Verheiratet | 0.87** | 0.38 | 0.81 | 0.44 | 0.74 | 0.41 | 0.76 | 0.40 |
| Keine Schulbildung | 0.01* | 0.13 | 0.00* | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| Primärschule | 0.16** | 0.41 | 0.07** | 0.28 | 0.06 | 0.23 | 0.03 | 0.16 |
| Sekundärschule | 0.74 ⁺ | 0.49 | 0.87** | 0.38 | 0.65 | 0.45 | 0.66** | 0.44 |
| Postsekundär | 0.14 | 0.38 | 0.17 | 0.43 | 0.18 ⁺ | 0.36 | 0.09 | 0.26 |
| Höhere Bildung | 0.09** | 0.32 | 0.06 | 0.27 | 0.29 | 0.42 | 0.29** | 0.43 |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | | | | |
| Alter | 41.12 | 11.59 | 42.14 | 12.37 | 41.79 | 9.85 | 39.16 | 11.13 |
| Verheiratet | 0.82** | 0.43 | 0.74 | 0.50 | 0.67 | 0.44 | 0.74 | 0.41 |
| Verwitwet | 0.05 | 0.25 | 0.07 | 0.29 | 0.05 | 0.20 | 0.06 | 0.22 |
| Primärschule | 0.15** | 0.40 | 0.02** | 0.15 | 0.05 | 0.19 | 0.03 | 0.16 |
| Sekundärschule | 0.68 | 0.53 | 0.84** | 0.41 | 0.59 | 0.46 | 0.57** | 0.46 |
| Postsekundär | 0.16 | 0.41 | 0.22 | 0.47 | 0.15 | 0.34 | 0.14 | 0.33 |
| Höhere Bildung | 0.17** | 0.42 | 0.12 | 0.37 | 0.36 | 0.45 | 0.40** | 0.46 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.27 ⁺ | 0.58 | 0.33 | 0.70 | 0.18 | 0.41 | 0.32 | 0.46 |
| # Kinder 7-10 | 0.15* | 0.46 | 0.17 | 0.44 | 0.07 | 0.27 | 0.05* | 0.21 |
| # Kinder 11-15 | 0.36** | 0.66 | 0.34 | 0.59 | 0.21 | 0.43 | 0.11** | 0.34 |
| # Kinder 16-18 | 0.28** | 0.57 | 0.22 | 0.50 | 0.14 | 0.33 | 0.17 | 0.35 |
| # Kinder unter 18 | 1.06** | 1.16 | 1.06 | 1.17 | 0.61 | 0.77 | 0.65** | 0.65 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.96** | 1.02 | 1.20 | 1.13 | 0.71 | 0.75 | 0.92 | 0.86 |
| # Männer 18-65 | 1.57** | 0.94 | 1.77 ⁺ | 0.89 | 1.28 | 0.75 | 1.55 | 0.95 |
| # Frauen 18-65 | 1.72 | 0.84 | 1.95 | 1.17 | 1.60 | 0.58 | 1.69 | 0.60 |
| # Über 65 | 0.10 | 0.39 | 0.09 | 0.37 | 0.14 | 0.35 | 0.07 | 0.24 |
| Subpopulation | 373 | | 96 | | 139 | | 55 | |
| Haushalte | 3887 | | 3888 | | 3888 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Migrationshaushalten ohne Rücküberweisungen (1) und Migrationshaushalten mit Rücküberweisungen (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.23: Vergleich **Migrationshaushalte** mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Vermögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable.** Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|----------|------|-------------------|------|-------------------|------|-------------------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Remissen | | Keine Remissen | | Remissen | | Keine Remissen | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 0.99 | 0.10 | 0.97 | 0.20 | 0.96 | 0.18 | 0.96 | 0.17 |
| Landbesitz | 0.93** | 0.29 | 0.93 | 0.28 | 0.30** | 0.43 | 0.56** | 0.46 |
| Auto | 0.28 | 0.51 | 0.26 | 0.50 | 0.35 | 0.45 | 0.41 | 0.46 |
| Traktor | 0.07** | 0.30 | 0.04 | 0.22 | 0.01 | 0.07 | 0.00* | 0.00 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.65** | 0.54 | 0.75 ⁺ | 0.49 | 0.87 | 0.31 | 0.88 ⁺ | 0.30 |
| Mikrowelle | 0.33* | 0.53 | 0.45 ⁺ | 0.56 | 0.47 | 0.47 | 0.57 | 0.46 |
| Gasanschluss | 0.05** | 0.24 | 0.10 | 0.34 | 0.26 | 0.41 | 0.39** | 0.46 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.97* | 0.20 | 0.99 | 0.14 | 0.99 | 0.07 | 1.00 | 0.00 |
| Kabelfernsehen | 0.30** | 0.51 | 0.35 | 0.54 | 0.86 | 0.32 | 0.82** | 0.36 |
| Satellitenfernsehen | 0.24** | 0.48 | 0.21 | 0.46 | 0.10 | 0.28 | 0.16 | 0.34 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.93* | 0.29 | 0.96 | 0.24 | 0.98 ⁺ | 0.14 | 1.00* | 0.00 |
| Computer | 0.12** | 0.37 | 0.18 | 0.44 | 0.38* | 0.45 | 0.57** | 0.46 |
| Mobiltelefon | 0.63** | 0.54 | 0.78** | 0.47 | 0.88 | 0.30 | 0.90 ⁺ | 0.28 |
| <i>Distriktkontrolle</i> | | | | | | | | |
| Anteil Höhere Bildung | 0.07** | 0.04 | 0.08 | 0.06 | 0.14 ⁺ | 0.08 | 0.16** | 0.07 |
| Anteil Postsekundär | 0.09** | 0.02 | 0.09 | 0.02 | 0.10 ⁺ | 0.02 | 0.11** | 0.01 |
| Anteil Sekundärschule | 0.28** | 0.04 | 0.28 | 0.05 | 0.33* | 0.06 | 0.35** | 0.05 |
| Anteil Schulpflicht | 0.32** | 0.05 | 0.31 | 0.07 | 0.25* | 0.08 | 0.22** | 0.07 |
| Anteil Primärschule | 0.20** | 0.03 | 0.19 | 0.05 | 0.15* | 0.05 | 0.13** | 0.05 |
| Anteil Inaktive | 0.58** | 0.03 | 0.58 | 0.03 | 0.56 | 0.03 | 0.55** | 0.03 |
| Anteil Migranten (IV) | 0.09** | 0.02 | 0.09 | 0.03 | 0.07 | 0.03 | 0.06** | 0.02 |
| Subpopulation | 373 | | 96 | | 139 | | 55 | |
| Haushalte | 3887 | | 3888 | | 3888 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Migrationshaushalten ohne Rücküberweisungen (1) und Migrationshaushalten mit Rücküberweisungen (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.24: Vergleich **temporärer Migrationshaushalte** mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie.** Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|-----------------------------|-------------------|-------|-------------------|-------|-------------------|-------|-------------------|-------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Remissen | | Keine Remissen | | Remissen | | Keine Remissen | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.13 | 0.38 | 0.27* | 0.50 | 0.17 | 0.35 | 0.22 | 0.39 |
| Alter Vorstand | 48.53 | 10.97 | 50.05 | 10.61 | 49.17 | 9.22 | 48.10 | 8.37 |
| HHV Verheiratet | 0.86 | 0.38 | 0.81 | 0.45 | 0.81 | 0.37 | 0.81 | 0.37 |
| Keine Schulbildung | 0.02 | 0.14 | 0.00* | 0.00 | 0.02 | 0.12 | 0.00 | 0.00 |
| Primärschule | 0.13** | 0.38 | 0.07 ⁺ | 0.29 | 0.04 | 0.18 | 0.02 | 0.13 |
| Sekundärschule | 0.76 | 0.48 | 0.88** | 0.37 | 0.70 | 0.43 | 0.74 | 0.41 |
| Postsekundär | 0.11** | 0.35 | 0.17 | 0.43 | 0.28* | 0.42 | 0.10 | 0.29 |
| Höhere Bildung | 0.09** | 0.32 | 0.05 | 0.25 | 0.24 | 0.40 | 0.21 ⁺ | 0.38 |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | | | | |
| Alter | 41.57 | 11.48 | 41.59 | 12.58 | 40.89 | 10.07 | 38.75 | 11.57 |
| Verheiratet | 0.84* | 0.41 | 0.74 ⁺ | 0.50 | 0.70 | 0.43 | 0.78 | 0.39 |
| Verwitwet | 0.04 | 0.23 | 0.07 | 0.29 | 0.03 | 0.16 | 0.05 | 0.20 |
| Primärschule | 0.15** | 0.40 | 0.02** | 0.16 | 0.02 | 0.12 | 0.02 | 0.13 |
| Sekundärschule | 0.69 | 0.52 | 0.85** | 0.41 | 0.66 | 0.44 | 0.65* | 0.45 |
| Postsekundär | 0.15* | 0.41 | 0.20 | 0.45 | 0.28 | 0.42 | 0.18 | 0.36 |
| Höhere Bildung | 0.16* | 0.41 | 0.12 | 0.37 | 0.31 | 0.43 | 0.33** | 0.44 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.22 | 0.52 | 0.36 | 0.70 | 0.17 ⁺ | 0.43 | 0.37 | 0.49 |
| # Kinder 7-10 | 0.15 ⁺ | 0.48 | 0.19 | 0.47 | 0.07 | 0.30 | 0.09 | 0.27 |
| # Kinder 11-15 | 0.39** | 0.67 | 0.33 | 0.57 | 0.17 | 0.38 | 0.15* | 0.38 |
| # Kinder 16-18 | 0.28 | 0.54 | 0.21 | 0.50 | 0.19 | 0.37 | 0.15 | 0.34 |
| # Kinder unter 18 | 1.04** | 1.12 | 1.09 | 1.17 | 0.61 | 0.77 | 0.77 ⁺ | 0.68 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.94 ⁺ | 0.97 | 1.21 ⁺ | 1.15 | 0.74 | 0.75 | 0.88 | 0.88 |
| # Männer 18-65 | 1.56* | 0.94 | 1.76 ⁺ | 0.92 | 1.30 | 0.72 | 1.65 | 0.92 |
| # Frauen 18-65 | 1.65 | 0.79 | 1.97* | 1.17 | 1.58 | 0.54 | 1.70 | 0.64 |
| # Über 65 | 0.10 | 0.39 | 0.09 | 0.38 | 0.10 | 0.35 | 0.05 | 0.20 |
| Subpopulation | 297 | | 92 | | 71 | | 43 | |
| Haushalte | 3888 | | 3888 | | 3888 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Migrationshaushalten ohne Rücküberweisungen (1) und Migrationshaushalten mit Rücküberweisungen (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.25: Vergleich **temporärer Migrationshaushalte** mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Vermögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable.** Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|----------|------|-------------------|------|-------------------|------|-------------------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Remissen | | Keine Remissen | | Remissen | | Keine Remissen | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 1.00 | 0.07 | 0.97 | 0.21 | 0.99 | 0.11 | 1.00 | 0.00 |
| Landbesitz | 0.94** | 0.26 | 0.93 | 0.29 | 0.33 ⁺ | 0.44 | 0.54** | 0.47 |
| Auto | 0.27** | 0.50 | 0.24 | 0.49 | 0.46 | 0.47 | 0.42 ⁺ | 0.46 |
| Traktor | 0.08** | 0.31 | 0.04 | 0.23 | 0.00 | 0.00 | 0.00* | 0.00 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.64** | 0.54 | 0.74 | 0.50 | 0.94 | 0.23 | 0.84 | 0.34 |
| Mikrowelle | 0.32** | 0.52 | 0.44 ⁺ | 0.56 | 0.55 | 0.47 | 0.51 | 0.47 |
| Gasanschluss | 0.05** | 0.24 | 0.08 | 0.31 | 0.26 | 0.41 | 0.30* | 0.43 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.97** | 0.20 | 0.98 | 0.14 | 1.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 |
| Kabelfernsehen | 0.31** | 0.52 | 0.36 | 0.54 | 0.87 | 0.32 | 0.83** | 0.35 |
| Satellitenfernsehen | 0.20 | 0.45 | 0.19 | 0.45 | 0.16 | 0.34 | 0.15 | 0.33 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.94* | 0.27 | 0.95 | 0.24 | 0.99 | 0.11 | 1.00* | 0.00 |
| Computer | 0.12** | 0.36 | 0.17 | 0.43 | 0.40 | 0.46 | 0.48** | 0.47 |
| Mobiltelefon | 0.61** | 0.55 | 0.78** | 0.47 | 0.91 | 0.27 | 0.90 | 0.29 |
| <i>Distriktkontrolle</i> | | | | | | | | |
| Anteil Höhere Bildung | 0.07** | 0.03 | 0.08 | 0.06 | 0.12* | 0.07 | 0.16** | 0.07 |
| Anteil Postsekundär | 0.09** | 0.02 | 0.09 ⁺ | 0.02 | 0.10 ⁺ | 0.02 | 0.11** | 0.01 |
| Anteil Sekundärschule | 0.28** | 0.03 | 0.28 | 0.05 | 0.32* | 0.06 | 0.35** | 0.06 |
| Anteil Schulpflicht | 0.33** | 0.05 | 0.31 | 0.07 | 0.27* | 0.07 | 0.23** | 0.07 |
| Anteil Primärschule | 0.20** | 0.03 | 0.19 | 0.05 | 0.16* | 0.05 | 0.13** | 0.05 |
| Anteil Inaktive | 0.58** | 0.03 | 0.58 | 0.03 | 0.57 | 0.03 | 0.56** | 0.03 |
| Anteil Migranten (IV) | 0.09** | 0.02 | 0.09 | 0.03 | 0.08* | 0.03 | 0.06** | 0.02 |
| Subpopulation | 297 | | 92 | | 71 | | 43 | |
| Haushalte | 3888 | | 3888 | | 3888 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen temporären Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen temporären Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden temporären Migrationshaushalten ohne Rücküberweisungen (1) und temporären Migrationshaushalten mit Rücküberweisungen (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.26: Vergleich **permanenter Migrationshaushalte** mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie.** Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|-----------------------------|-------------------|-------|----------------|-------|-------------------|-------|-------------------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Remissen | | Keine Remissen | | Remissen | | Keine Remissen | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.11 ⁺ | 0.35 | 0.27 | 0.46 | 0.30 | 0.43 | 0.46 | 0.45 |
| Alter Vorstand | 53.14 | 8.70 | 48.90 | 9.24 | 50.48 | 10.30 | 51.17 | 8.88 |
| HHV Verheiratet | 0.86 | 0.38 | 0.73 | 0.46 | 0.72 | 0.41 | 0.70 | 0.41 |
| Keine Schulbildung | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| Primärschule | 0.19 ⁺ | 0.43 | 0.07 | 0.26 | 0.05 | 0.20 | 0.00 | 0.00 |
| Sekundärschule | 0.69 | 0.51 | 0.93* | 0.26 | 0.71 ⁺ | 0.42 | 0.90 | 0.27 |
| Postsekundär | 0.20 | 0.44 | 0.43 | 0.52 | 0.14 | 0.32 | 0.21 | 0.37 |
| Höhere Bildung | 0.13 | 0.37 | 0.00* | 0.00 | 0.24 | 0.40 | 0.10 | 0.27 |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | | | | |
| Alter | 44.37 | 12.47 | 48.17 | 11.04 | 43.14 | 11.06 | 42.54 | 9.81 |
| Verheiratet | 0.74 | 0.48 | 0.73 | 0.46 | 0.59 | 0.46 | 0.70 | 0.41 |
| Verwitwet | 0.08 | 0.29 | 0.27 | 0.46 | 0.10 ⁺ | 0.28 | 0.00 | 0.00 |
| Primärschule | 0.05 ⁺ | 0.25 | 0.30 | 0.48 | 0.00 | 0.00 | 0.00 ⁺ | 0.00 |
| Sekundärschule | 0.74 | 0.48 | 0.70 | 0.48 | 0.71 | 0.42 | 0.74 | 0.40 |
| Postsekundär | 0.16 | 0.40 | 0.43 | 0.52 | 0.17 | 0.35 | 0.11 | 0.28 |
| Höhere Bildung | 0.21 | 0.45 | 0.00** | 0.00 | 0.29 | 0.42 | 0.26** | 0.40 |
| <i>Demographie</i> | | | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.16 | 0.46 | 0.23 | 0.58 | 0.19 | 0.36 | 0.23 | 0.38 |
| # Kinder 7-10 | 0.09 | 0.31 | 0.20 | 0.42 | 0.12 | 0.30 | 0.11 | 0.28 |
| # Kinder 11-15 | 0.25 | 0.56 | 0.43 | 0.74 | 0.15 | 0.33 | 0.05 ⁺ | 0.20 |
| # Kinder 16-18 | 0.16 | 0.46 | 0.13 | 0.35 | 0.08 | 0.25 | 0.11 | 0.28 |
| # Kinder unter 18 | 0.66 | 1.13 | 1.00 | 1.37 | 0.54 | 0.69 | 0.50 | 0.54 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.93 | 1.21 | 0.49 | 0.80 | 0.72 | 0.87 | 0.77 | 0.71 |
| # Männer 18-65 | 1.58* | 0.97 | 1.23 | 1.06 | 1.19 | 0.69 | 1.13 | 0.81 |
| # Frauen 18-65 | 1.87 | 1.04 | 1.49 | 1.06 | 1.61 | 0.66 | 2.02 | 0.70 |
| # Über 65 | 0.12 | 0.41 | 0.00* | 0.00 | 0.19 | 0.41 | 0.15 | 0.32 |
| Subpopulation | 58 | | 9 | | 35 | | 17 | |
| Haushalte | 3888 | | 3888 | | 3888 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen permanenten Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen permanenten Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden permanenten Migrationshaushalten ohne Rücküberweisungen (1) und permanenten Migrationshaushalten mit Rücküberweisungen (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.27: Vergleich **permanenter Migrationshaushalte** mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. **Vermögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable.** Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|-------------------|------|----------------|------|-------------------|------|-------------------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Remissen | | Keine Remissen | | Remissen | | Keine Remissen | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 1.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.95 | 0.20 |
| Landbesitz | 0.94** | 0.26 | 0.90 | 0.31 | 0.27 ⁺ | 0.41 | 0.59 ⁺ | 0.44 |
| Auto | 0.27 | 0.49 | 0.10 | 0.32 | 0.34 | 0.44 | 0.21 | 0.36 |
| Traktor | 0.03 | 0.20 | 0.17 | 0.39 | 0.02 | 0.14 | 0.00 | 0.00 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.61** | 0.54 | 0.57 | 0.52 | 0.97 | 0.16 | 1.00* | 0.00 |
| Mikrowelle | 0.34 | 0.52 | 0.20 | 0.41 | 0.50 | 0.46 | 0.68* | 0.42 |
| Gasanschluss | 0.05* | 0.23 | 0.10 | 0.31 | 0.22 | 0.38 | 0.34 | 0.43 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.95 ⁺ | 0.23 | 0.90 | 0.31 | 1.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 |
| Kabelfernsehen | 0.27** | 0.49 | 0.07* | 0.26 | 0.84 | 0.34 | 0.89** | 0.28 |
| Satellitenfernsehen | 0.34** | 0.52 | 0.17 | 0.39 | 0.05 | 0.19 | 0.11 | 0.28 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.88 | 0.36 | 0.90 | 0.31 | 0.97 | 0.17 | 1.00 | 0.00 |
| Computer | 0.09 ⁺ | 0.32 | 0.10 | 0.32 | 0.27 | 0.41 | 0.46* | 0.45 |
| Mobiltelefon | 0.52** | 0.55 | 0.20* | 0.42 | 0.88 | 0.30 | 0.88** | 0.29 |
| <i>Distriktkontrolle</i> | | | | | | | | |
| Anteil Höhere Bildung | 0.08** | 0.05 | 0.08 | 0.07 | 0.17* | 0.07 | 0.12 | 0.07 |
| Anteil Postsekundär | 0.09** | 0.02 | 0.09 | 0.02 | 0.11 | 0.01 | 0.10* | 0.01 |
| Anteil Sekundärschule | 0.28** | 0.05 | 0.28 | 0.06 | 0.35 ⁺ | 0.05 | 0.32 | 0.06 |
| Anteil Schulpflicht | 0.32** | 0.06 | 0.32 | 0.08 | 0.22 ⁺ | 0.07 | 0.27 ⁺ | 0.07 |
| Anteil Primärschule | 0.20** | 0.04 | 0.19 | 0.05 | 0.13* | 0.05 | 0.16 | 0.05 |
| Anteil Inaktive | 0.58** | 0.03 | 0.57 | 0.03 | 0.55* | 0.02 | 0.57 | 0.03 |
| Anteil Migranten (IV) | 0.09** | 0.02 | 0.09 | 0.03 | 0.06* | 0.02 | 0.08 | 0.02 |
| Subpopulation | 58 | | 9 | | 35 | | 17 | |
| Haushalte | 3888 | | 3888 | | 3888 | | 3888 | |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Mittelwerte (Mean) und Standardabweichungen (SD). Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen permanenten Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen permanenten Migrationshaushalten mit und ohne Rücküberweisungen und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden permanenten Migrationshaushalten ohne Rücküberweisungen (1) und permanenten Migrationshaushalten mit Rücküberweisungen (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.28: Hauptregression ohne Remissen und ohne Distriktkontrollen auf *ruraler* Ebene. Überidentifikation durch künstliche Instrumente. Betrachtung **Migrationshaushalte**. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: **2SLS, LIML, Fuller, GMM, CUE**.

| | Abhängige Variable: Berufstätigkeit Frauen 20-60 Jahre | | | | |
|-----------------------------|--|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | 2SLS | LIML | Fuller | GMM | CUE |
| Endogene Variable | | | | | |
| Migrationsentsch. | −0.739** | −1.002** | −0.956** | −0.719** | −0.933** |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | |
| Alter | 0.082** | 0.085** | 0.085** | 0.082** | 0.084** |
| Alter quadriert | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** |
| Verheiratet | 0.040 | 0.053 | 0.050 | 0.041 | 0.052 |
| Verwitwet | −0.008 | 0.015 | 0.011 | −0.015 | 0.003 |
| Primärschule | 0.126 | 0.184 | 0.174 | 0.118 | 0.169 |
| Sekundärschule | 0.182 | 0.247 | 0.236 | 0.178 | 0.236 |
| Postsekundär | 0.011 | −0.001 | 0.001 | 0.013 | 0.002 |
| Höhere Bildung | 0.239 ⁺ | 0.299 ⁺ | 0.288 ⁺ | 0.237 ⁺ | 0.288 ⁺ |
| <i>Demographie</i> | | | | | |
| # Kinder unter 6 | −0.011 | 0.000 | −0.002 | −0.013 | −0.004 |
| # Kinder 7-10 | −0.087** | −0.091** | −0.090** | −0.082** | −0.085* |
| # Kinder 11-15 | 0.013 | 0.021 | 0.020 | 0.016 | 0.022 |
| # Kinder 16-18 | −0.037 | −0.045 | −0.044 | −0.033 | −0.039 |
| # Erwachsene 18-25 | −0.033 | −0.049 | −0.046 | −0.031 | −0.044 |
| # Männer 18-65 | 0.090* | 0.125* | 0.119* | 0.087* | 0.115** |
| # Frauen 18-65 | 0.076** | 0.099** | 0.095** | 0.077** | 0.096** |
| # Über 65 | 0.001 | −0.001 | −0.001 | −0.002 | −0.004 |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.007 | 0.005 | 0.005 | 0.009 | 0.008 |
| Alter Vorstand | −0.005** | −0.006** | −0.006** | −0.005** | −0.005** |
| HHV Verheiratet | −0.062 | −0.073 | −0.071 | −0.069 | −0.078 |
| Keine Schulbildung | −0.080 | −0.023 | −0.032 | −0.090 | −0.045 |
| Primärschule | −0.138 | −0.129 | −0.131 | −0.130 | −0.126 |
| Sekundärschule | −0.106 | −0.105 | −0.105 | −0.097 | −0.098 |
| Postsekundär | −0.036 | −0.032 | −0.033 | −0.035 | −0.030 |
| Höhere Bildung | −0.084 | −0.092 | −0.091 | −0.077 | −0.087 |
| Konstante | −0.811** | −0.836** | −0.832** | −0.820** | −0.845** |
| Beobachtungen | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 |
| P-Wert F-Test | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Cragg-Donald Wald | 9.109 | 9.109 | 9.109 | 9.109 | 9.109 |
| P-Wert | 10.105 | 10.105 | 10.105 | 10.105 | 10.105 |
| Kleibergen-Paap LM | 26.825 | 26.825 | 26.825 | 26.825 | 26.825 |
| P-Wert | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Der *P-Wert des F-Tests* bezeichnet die allgemeine Modellvalidität, der *Cragg-Donald Wald F-Test* ist ein heteroskedastie-robuster Hinweis auf mögliche schwache Identifikation des Modells und die *Kleibergen-Paap Lagrange-Multiplikator (LM) Rang-Statistik* und der dazugehörige *P-Wert* betrachten die Relevanz der Instrumente und prüfen eine mögliche Unteridentifikation. Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.29: Hilfsregression ohne Remissen und ohne Distriktkontrollen auf *ruraler* Ebene. Überidentifikation durch künstliche Instrumente. Betrachtung **Migrationshaushalte**. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: **2SLS, LIML, Fuller, GMM, CUE**.

| | Abhängige Variable: Migrationsentscheidung | | | | |
|-----------------------------|--|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | 2SLS | LIML | Fuller | GMM | CUE |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | |
| Alter | 0.012 | 0.012 | 0.012 | 0.012 | 0.012 |
| Alter quadriert | 0.000* | 0.000* | 0.000* | 0.000* | 0.000* |
| Verheiratet | 0.049 | 0.049 | 0.049 | 0.049 | 0.049 |
| Verwitwet | 0.086 | 0.086 | 0.086 | 0.086 | 0.086 |
| Primärschule | 0.176 ⁺ | 0.176 ⁺ | 0.176 ⁺ | 0.176 ⁺ | 0.176 ⁺ |
| Sekundärschule | 0.211* | 0.211* | 0.211* | 0.211* | 0.211* |
| Postsekundär | −0.051 | −0.051 | −0.051 | −0.051 | −0.051 |
| Höhere Bildung | 0.200* | 0.200* | 0.200* | 0.200* | 0.200* |
| <i>Demographie</i> | | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.046* | 0.046* | 0.046* | 0.046* | 0.046* |
| # Kinder 7-10 | −0.021 | −0.021 | −0.021 | −0.021 | −0.021 |
| # Kinder 11-15 | 0.028 | 0.028 | 0.028 | 0.028 | 0.028 |
| # Kinder 16-18 | −0.031 | −0.031 | −0.031 | −0.031 | −0.031 |
| # Erwachsene 18-25 | −0.057** | −0.057** | −0.057** | −0.057** | −0.057** |
| # Männer 18-65 | 0.133** | 0.133** | 0.133** | 0.133** | 0.133** |
| # Frauen 18-65 | 0.095** | 0.095** | 0.095** | 0.095** | 0.095** |
| # Über 65 | −0.007 | −0.007 | −0.007 | −0.007 | −0.007 |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | −0.007 | −0.007 | −0.007 | −0.007 | −0.007 |
| Alter Vorstand | −0.004** | −0.004** | −0.004** | −0.004** | −0.004** |
| HHV Verheiratet | −0.046 | −0.046 | −0.046 | −0.046 | −0.046 |
| Keine Schulbildung | 0.204 | 0.204 | 0.204 | 0.204 | 0.204 |
| Primärschule | 0.043 | 0.043 | 0.043 | 0.043 | 0.043 |
| Sekundärschule | 0.003 | 0.003 | 0.003 | 0.003 | 0.003 |
| Postsekundär | 0.012 | 0.012 | 0.012 | 0.012 | 0.012 |
| Höhere Bildung | −0.025 | −0.025 | −0.025 | −0.025 | −0.025 |
| <i>Instrumente</i> | | | | | |
| Anteil Migranten | −19.798 | −19.798 | −19.798 | −19.798 | −19.798 |
| Anteil Migranten Quadrat | 43.767 | 43.767 | 43.767 | 43.767 | 43.767 |
| Anteil Migranten Log | 1.114 | 1.114 | 1.114 | 1.114 | 1.114 |
| Konstante | 4.078 | 4.078 | 4.078 | 4.078 | 4.078 |
| Beobachtungen | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 |
| F-Test IV | 10.105 | 10.105 | 10.105 | 10.105 | 10.105 |
| P-Wert | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Der *F-Test IV* und der zugehörige *P-Wert* prüfen die Relevanz des Instrumentes (*F test of excluded instruments*). Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle*: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.30: Hauptregression mit Remissen und ohne Distriktkontrollen auf *ruraler* Ebene. Überidentifikation durch künstliche Instrumente. Betrachtung **Migrationshaushalte**. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: **2SLS, LIML, Fuller, GMM, CUE**.

| | Abhängige Variable: Berufstätigkeit Frauen 20-60 Jahre | | | | |
|-----------------------------|--|---------------------|---------------------|---------------------|--------------------|
| | 2SLS | LIML | Fuller | GMM | CUE |
| Endogene Variable | | | | | |
| Migrationsentsch. | -1.172** | -1.407** | -1.352** | -1.237** | -1.697** |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | |
| Alter | 0.083** | 0.085** | 0.085** | 0.083** | 0.087** |
| Alter quadriert | -0.001** | -0.001** | -0.001** | -0.001** | -0.001** |
| Verheiratet | 0.003 | 0.003 | 0.003 | 0.000 | -0.004 |
| Verwitwet | -0.126 ⁺ | -0.137 ⁺ | -0.134 ⁺ | -0.137* | -0.162* |
| Primärschule | -0.164 | -0.189 | -0.183 | -0.139 | -0.177 |
| Sekundärschule | -0.124 | -0.148 | -0.142 | -0.098 | -0.136 |
| Postsekundär | 0.082* | 0.089* | 0.088* | 0.087* | |
| Höhere Bildung | -0.063 | -0.090 | -0.083 | -0.035 | -0.073 |
| <i>Demographie</i> | | | | | |
| # Kinder unter 6 | -0.059* | -0.061* | -0.061* | -0.063* | -0.066* |
| # Kinder 7-10 | -0.010 | 0.003 | 0.000 | -0.003 | 0.022 |
| # Kinder 11-15 | -0.002 | 0.000 | -0.001 | -0.004 | 0.000 |
| # Kinder 16-18 | -0.025 | -0.027 | -0.026 | -0.024 | -0.026 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.027 | 0.030 | 0.030 | 0.028 | 0.032 |
| # Männer 18-65 | 0.039 | 0.048 | 0.046 | 0.040 | 0.060 ⁺ |
| # Frauen 18-65 | 0.074* | 0.086* | 0.084* | 0.076* | 0.099** |
| # Über 65 | 0.053 | 0.062 | 0.060 | 0.059 | 0.079 ⁺ |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.171* | 0.202* | 0.195* | 0.177* | 0.236** |
| Alter Vorstand | -0.003 | -0.003 | -0.003 | -0.003 ⁺ | -0.003 |
| HHV Verheiratet | 0.023 | 0.033 | 0.031 | 0.024 | 0.050 |
| Keine Schulbildung | -0.359* | -0.383* | -0.378* | -0.339* | -0.379* |
| Primärschule | -0.208 ⁺ | -0.217 ⁺ | -0.215 ⁺ | -0.196 ⁺ | -0.215 |
| Sekundärschule | -0.113 | -0.114 | -0.114 | -0.105 | -0.110 |
| Postsekundär | -0.020 | -0.015 | -0.016 | -0.018 | -0.012 |
| Höhere Bildung | -0.096 | -0.103 | -0.101 | -0.085 | -0.105 |
| Konstante | -0.856** | -0.879** | -0.874** | -0.877** | |
| Beobachtungen | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 |
| P-Wert F-Test | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Cragg-Donald Wald | 8.811 | 8.811 | 8.811 | 8.811 | 8.811 |
| P-Wert | 5.775 | 5.775 | 5.775 | 5.775 | 5.775 |
| Kleibergen-Paap LM | 15.292 | 15.292 | 15.292 | 15.292 | 15.292 |
| P-Wert | 0.002 | 0.002 | 0.002 | 0.002 | 0.002 |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Der *P-Wert des F-Tests* bezeichnet die allgemeine Modellvalidität, der *Cragg-Donald Wald F-Test* ist ein heteroskedastie-robuster Hinweis auf mögliche schwache Identifikation des Modells und die *Kleibergen-Paap Lagrange-Multiplikator (LM) Rang-Statistik* und der dazugehörige *P-Wert* betrachten die Relevanz der Instrumente und prüfen eine mögliche Unteridentifikation. Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle*: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.31: Hilfsregression mit Remissen und ohne Distriktkontrollen auf *ruraler* Ebene. Überidentifikation durch künstliche Instrumente. Betrachtung **Migrationshaushalte**. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: **2SLS, LIML, Fuller, GMM, CUE**.

| | Abhängige Variable: Migrationsentscheidung | | | | |
|-----------------------------|--|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | 2SLS | LIML | Fuller | GMM | CUE |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | |
| Alter | 0.009 | 0.009 | 0.009 | 0.009 | 0.009 |
| Alter quadriert | 0.000 ⁺ | 0.000 ⁺ | 0.000 ⁺ | 0.000 ⁺ | 0.000 ⁺ |
| Verheiratet | −0.001 | −0.001 | −0.001 | −0.001 | −0.001 |
| Verwitwet | −0.042 | −0.042 | −0.042 | −0.042 | −0.042 |
| Primärschule | −0.127 | −0.127 | −0.127 | −0.127 | −0.127 |
| Sekundärschule | −0.122 | −0.122 | −0.122 | −0.122 | −0.122 |
| Postsekundär | 0.032 | 0.032 | 0.032 | 0.032 | 0.032 |
| Höhere Bildung | −0.131 | −0.131 | −0.131 | −0.131 | −0.131 |
| <i>Demographie</i> | | | | | |
| # Kinder unter 6 | −0.014 | −0.014 | −0.014 | −0.014 | −0.014 |
| # Kinder 7-10 | 0.053** | 0.053** | 0.053** | 0.053** | 0.053** |
| # Kinder 11-15 | 0.007 | 0.007 | 0.007 | 0.007 | 0.007 |
| # Kinder 16-18 | −0.010 | −0.010 | −0.010 | −0.010 | −0.010 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.014 | 0.014 | 0.014 | 0.014 | 0.014 |
| # Männer 18-65 | 0.041** | 0.041** | 0.041** | 0.041** | 0.041** |
| # Frauen 18-65 | 0.052** | 0.052** | 0.052** | 0.052** | 0.052** |
| # Über 65 | 0.040 ⁺ | 0.040 ⁺ | 0.040 ⁺ | 0.040 ⁺ | 0.040 ⁺ |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.138** | 0.138** | 0.138** | 0.138** | 0.138** |
| Alter Vorstand | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| HHV Verheiratet | 0.048 | 0.048 | 0.048 | 0.048 | 0.048 |
| Keine Schulbildung | −0.120 | −0.120 | −0.120 | −0.120 | −0.120 |
| Primärschule | −0.049 | −0.049 | −0.049 | −0.049 | −0.049 |
| Sekundärschule | −0.012 | −0.012 | −0.012 | −0.012 | −0.012 |
| Postsekundär | 0.022 | 0.022 | 0.022 | 0.022 | 0.022 |
| Höhere Bildung | −0.031 | −0.031 | −0.031 | −0.031 | −0.031 |
| <i>Instrumente</i> | | | | | |
| Anteil Migranten | −56.001* | −56.001* | −56.001* | −56.001* | −56.001* |
| Anteil Migranten Quadrat | 200.739* | 200.739* | 200.739* | 200.739* | 200.739* |
| Anteil Migranten Log | 1.858* | 1.858* | 1.858* | 1.858* | 1.858* |
| Konstante | 7.785* | 7.785* | 7.785* | 7.785* | 7.785* |
| Beobachtungen | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 |
| F-Test IV | 5.775 | 5.775 | 5.775 | 5.775 | 5.775 |
| P-Wert | 0.001 | 0.001 | 0.001 | 0.001 | 0.001 |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. Der *F-Test IV* und der zugehörige *P-Wert* prüfen die Relevanz des Instrumentes (*F test of excluded instruments*). Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet und mit einer Klumpenkorrektur auf Distriktebene versehen. *Quelle*: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.32: IVTREATREG ohne Remissen und ohne Distriktkontrollen auf *ruraler* Ebene. Betrachtung gesammelter Migrationshaushalte. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: **CF-OLS**, **Probit-OLS**, **Direct-2SLS**, **Probit-2SLS**, **Heckit**.

| | Abhängige Variable: Berufstätigkeit Frauen 20-60 Jahre | | | | |
|-----------------------------|--|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| | CF-OLS | Probit-OLS | Direct-2SLS | Probit-2SLS | Heckit |
| Endogene Variable | | | | | |
| Migrationsentsch. | −0.060** | −1.328** | −1.265** | −1.398** | −1.095** |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | |
| Alter | 0.066** | 0.080** | 0.079** | 0.080** | 0.077** |
| Alter quadriert | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** |
| Verheiratet | 0.022 | 0.093** | 0.092 | 0.100 ⁺ | 0.082 |
| Verwitwet | −0.041 | 0.105 ⁺ | 0.101 | 0.117 | 0.081 |
| Primärschule | −0.035 | 0.205 ⁺ | 0.192 | 0.217 | 0.161 |
| Sekundärschule | 0.010 | 0.277* | 0.261 | 0.289 | 0.225 |
| Postsekundär | 0.037 | −0.015 | −0.012 | −0.018 | −0.005 |
| Höhere Bildung | 0.074 | 0.318** | 0.303 ⁺ | 0.329 ⁺ | 0.271 |
| <i>Demographie</i> | | | | | |
| # Kinder unter 6 | −0.050** | 0.007 | 0.003 | 0.009 | −0.004 |
| # Kinder 7-10 | −0.071** | −0.106** | −0.105** | −0.108* | −0.100** |
| # Kinder 11-15 | −0.005 | 0.028 | 0.026 | 0.029 | 0.022 |
| # Kinder 16-18 | −0.009 | −0.048* | −0.045 | −0.049 | −0.040 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.009 | −0.067** | −0.063 ⁺ | −0.071 ⁺ | −0.053 ⁺ |
| # Männer 18-65 | −0.004 | 0.155** | 0.146** | 0.163** | 0.125** |
| # Frauen 18-65 | 0.010 | 0.114** | 0.107** | 0.118** | 0.094** |
| # Über 65 | 0.000 | −0.029 | −0.030 | −0.034 | −0.025 |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.018 | −0.004 | −0.003 | −0.005 | 0.000 |
| Alter Vorstand | −0.002 ⁺ | −0.006** | −0.006* | −0.006* | −0.005* |
| HHV Verheiratet | −0.041 | −0.095* | −0.090 | −0.095 | −0.084 |
| Keine Schulbildung | −0.220 ⁺ | 0.052 | 0.044 | 0.074 | 0.007 |
| Primärschule | −0.165 | −0.130 | −0.132 | −0.129 | −0.137 |
| Sekundärschule | −0.124 | −0.127 | −0.128 | −0.129 | −0.127 |
| Postsekundär | −0.029 | −0.006 | −0.009 | −0.007 | −0.012 |
| Höhere Bildung | −0.064 | −0.125 | −0.123 | −0.130 | −0.115 |
| Konstante | −0.577** | −0.624** | −0.608 ⁺ | −0.609 ⁺ | −0.606 ⁺ |
| Beobachtungen | 2366 | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 |
| # Nicht-MHH | 1386 | 1377 | 1386 | 1386 | |
| # MHH | 980 | 973 | 980 | 980 | |
| F-Test | 8.378 | 9.553 | 3.505 | 3.145 | |
| P-Wert | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Lambda | | | | | 0.639 |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. CF-OLS – Kontrollfunktions-Schätzung, Probit-OLS – zweistufiger IV-Schätzer mit Probit und OLS, Direct-2SLS – gewöhnlicher zweistufiger Instrumentalvariablen-Schätzer, Probit-2SLS – zweistufiger IV-Schätzer mit Probit und 2SLS, Heckit – zweistufiges Selektionsmodell. Der *F-Test IV* und der zugehörige *P-Wert* prüfen die Relevanz Schätzgleichung. *Lambda* ist ein Indikator für die Endogenität der Behandlungsvariable. Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet. *Quelle*: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.33: IVTREATREG mit Remissen und ohne Distriktkontrollen auf *ruraler* Ebene.
Betrachtung gesammelter Migrationshaushalte. Individualcharakteristika Frauen, Demographie,
Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: **CF-OLS**, **Probit-OLS**, **Direct-2SLS**, **Probit-2SLS**,
Heckit.

| | Abhängige Variable: Berufstätigkeit Frauen 20-60 Jahre | | | | |
|-----------------------------|--|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| | CF-OLS | Probit-OLS | Direct-2SLS | Probit-2SLS | Heckit |
| Endogene Variable | | | | | |
| Migrationsentsch. | −0.189** | −2.051** | −2.171** | −1.730** | −1.002** |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | | |
| Alter | 0.067** | 0.085** | 0.086** | 0.082** | 0.076** |
| Alter quadriert | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** |
| Verheiratet | 0.014 | −0.026 | −0.032 | −0.022 | −0.005 |
| Verwitwet | −0.063 | −0.188** | −0.204 ⁺ | −0.172* | −0.120 ⁺ |
| Primärschule | −0.065 | −0.247* | −0.255 | −0.212 | −0.141 |
| Sekundärschule | −0.019 | −0.175 | −0.182 | −0.146 | −0.086 |
| Postsekundär | 0.047 | 0.103** | 0.107 ⁺ | 0.093 ⁺ | 0.071 ⁺ |
| Höhere Bildung | 0.046 | −0.132 | −0.137 | −0.096 | −0.030 |
| <i>Demographie</i> | | | | | |
| # Kinder unter 6 | −0.053** | −0.065** | −0.071* | −0.067* | −0.061** |
| # Kinder 7-10 | −0.060* | 0.037 | 0.045 | 0.021 | −0.018 |
| # Kinder 11-15 | −0.006 | 0.012 | 0.008 | 0.005 | 0.000 |
| # Kinder 16-18 | −0.008 | −0.019 | −0.020 | −0.018 | −0.013 |
| # Erwachsene 18-25 | 0.014 | 0.031 ⁺ | 0.030 | 0.026 | 0.019 |
| # Männer 18-65 | −0.004 | 0.068** | 0.071 | 0.054 | 0.027 |
| # Frauen 18-65 | 0.013 | 0.099** | 0.108* | 0.088** | 0.054* |
| # Über 65 | 0.010 | 0.100** | 0.101 ⁺ | 0.081 ⁺ | 0.049 |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.040 | 0.275** | 0.294* | 0.238** | 0.146* |
| Alter Vorstand | −0.002 | −0.003* | −0.003 | −0.003 | −0.002 |
| HHV Verheiratet | −0.032 | 0.062 | 0.065 | 0.044 | 0.008 |
| Keine Schulbildung | −0.244* | −0.334** | −0.365 | −0.339 ⁺ | −0.295 ⁺ |
| Primärschule | −0.166 ⁺ | −0.190* | −0.195 | −0.189 | −0.179 |
| Sekundärschule | −0.118 | −0.081 | −0.080 | −0.088 | −0.102 |
| Postsekundär | −0.029 | −0.017 | −0.008 | −0.013 | −0.020 |
| Höhere Bildung | −0.060 | −0.077 | −0.075 | −0.072 | −0.067 |
| Konstante | −0.599** | −0.845** | −0.874* | −0.817* | −0.723** |
| Beobachtungen | 2366 | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 |
| # Nicht-MHH | 2011 | 1999 | 2011 | 2011 | |
| # MHH | 355 | 351 | 355 | 355 | |
| F-Test | 10.705 | 9.983 | 2.817 | 4.073 | |
| P-Wert | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| Lambda | | | | | 0.449 |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. CF-OLS – Kontrollfunktions-Schätzung, Probit-OLS – zweistufiger IV-Schätzer mit Probit und OLS, Direct-2SLS – gewöhnlicher zweistufiger Instrumentalvariablen-Schätzer, Probit-2SLS – zweistufiger IV-Schätzer mit Probit und 2SLS, Heckit – zweistufiges Selektionsmodell. Der *F-Test IV* und der zugehörige *P-Wert* prüfen die Relevanz Schätzgleichung. *Lambda* ist ein Indikator für die Endogenität der Behandlungsvariable. Die Daten sind mit Individualgewichten gewichtet. *Quelle*: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.34: 3SLS mit zwei Instrumenten und ohne Distriktkontrollen. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Abhängige Variable: Berufstätigkeit Frauen 20-60 Jahre | | | | | |
|-----------------------------|--|---------------------|---------------------|--------------------|---------------------|----------|
| | Migrations-HH | | Temp. MHH | | Perm. MHH | |
| | Rural | Urban | Rural | Urban | Rural | Urban |
| Endogene Variablen | | | | | | |
| Migrationsentsch. | −0.699** | −0.414** | −1.215** | −1.136** | −2.108** | −1.811** |
| Proxy Remissen | 0.410* | −0.202 | 0.035 | −1.045** | −0.015 | −0.044 |
| Eigenschaften Frauen | | | | | | |
| Alter | 0.072** | 0.094** | 0.081** | 0.121** | 0.060** | 0.072** |
| Alter quadriert | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.002** | −0.001** | −0.001** |
| Verheiratet | 0.036 | −0.006 | 0.027 | −0.008 | 0.079 ⁺ | 0.040 |
| Verwitwet | 0.006 | −0.071 | −0.128 ⁺ | −0.067 | 0.059 | −0.075 |
| Primärschule | 0.024 | 0.188 | 0.078 | 0.339 | 0.136 | 0.241 |
| Sekundärschule | 0.055 | 0.246 | 0.127 | 0.411 ⁺ | 0.186 | 0.352 |
| Postsekundär | 0.015 | 0.061 | 0.048 | 0.149** | 0.041 | 0.049 |
| Höhere Bildung | 0.065 | 0.393 ⁺ | 0.153 | 0.629** | 0.291* | 0.466* |
| Demographie | | | | | | |
| # Kinder unter 6 | −0.035 ⁺ | −0.069* | 0.007 | −0.017 | −0.146** | −0.131** |
| # Kinder 7-10 | −0.027 | −0.043 | 0.039 | −0.020 | −0.113** | −0.038 |
| # Kinder 11-15 | 0.010 | 0.027 | 0.042 ⁺ | 0.037 | 0.016 | 0.008 |
| # Kinder 16-18 | −0.051* | −0.038 | −0.029 | −0.033 | −0.048 ⁺ | −0.109** |
| # Erwachsene 18-25 | −0.062* | 0.008 | −0.025 | 0.053* | −0.029 | 0.015 |
| # Männer 18-65 | 0.097** | 0.085** | 0.144** | 0.166** | 0.014 | 0.033 |
| # Frauen 18-65 | 0.074** | 0.016 | 0.097** | 0.060* | 0.127** | 0.028 |
| # Über 65 | 0.004 | −0.030 | 0.016 | −0.097* | −0.023 | 0.005 |
| Haushaltsvorstand | | | | | | |
| Weiblicher Vorstand | 0.138** | 0.091* | 0.162** | 0.072 | 0.094 ⁺ | 0.108* |
| Alter Vorstand | −0.001 | −0.004 ⁺ | −0.004 ⁺ | −0.007** | 0.002 | 0.000 |
| HHV Verheiratet | 0.011 | −0.036 | −0.068 | −0.016 | 0.044 | −0.082 |
| Keine Schulbildung | −0.212 | −0.135 | −0.153 | −0.179 | −0.078 | −0.180 |
| Primärschule | −0.213 ⁺ | 0.011 | −0.281* | −0.065 | −0.013 | 0.048 |
| Sekundärschule | −0.169 | 0.039 | −0.189 | 0.016 | −0.015 | 0.112 |
| Postsekundär | −0.045 | 0.036 | −0.057 | 0.114* | 0.014 | 0.050 |
| Höhere Bildung | −0.232 ⁺ | 0.033 | −0.218 | 0.015 | −0.009 | 0.083 |
| Konstante | −0.833** | −1.127** | −0.621* | −1.006** | −1.050** | −1.069** |
| Beobachtungen | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 | 2326 | 1315 |
| P-Wert Beschäft. | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

⁺ p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01. Quelle: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle 3.35: 3SLS mit einem Instrument und ohne Distriktkontrollen auf *ruraler* Ebene. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Unterscheidung zwischen gesammelten und temporären Migrationshaushalten.

| | Abhängige Variable: Berufstätigkeit Frauen 20-60 Jahre | | | |
|-----------------------------|--|---------------------|---------------------|---------------------|
| | Keine Remissen | | Mit Remissen | |
| | MHH | Temp. MHH | MHH | Temp. MHH |
| Endogene Variable | | | | |
| Migrationsentsch. | −1.265** | −1.671** | −2.171** | −3.143* |
| <i>Eigenschaften Frauen</i> | | | | |
| Alter | 0.079** | 0.085** | 0.086** | 0.075** |
| Alter quadriert | −0.001** | −0.001** | −0.001** | −0.001** |
| Verheiratet | 0.092 | 0.050 | −0.032 | −0.027 |
| Verwitwet | 0.101 | −0.013 | −0.204 ⁺ | −0.329 ⁺ |
| Primärschule | 0.192 | 0.270 | −0.255 | −0.324 |
| Sekundärschule | 0.261 | 0.269 | −0.182 | −0.175 |
| Postsekundär | −0.012 | 0.029 | 0.107 ⁺ | 0.104 |
| Höhere Bildung | 0.303 | 0.284 | −0.137 | −0.088 |
| <i>Demographie</i> | | | | |
| # Kinder unter 6 | 0.003 | 0.029 | −0.071* | −0.038 |
| # Kinder 7-10 | −0.105** | −0.053 | 0.045 | 0.170 |
| # Kinder 11-15 | 0.026 | 0.038 | 0.008 | 0.031 |
| # Kinder 16-18 | −0.045 | −0.042 | −0.020 | −0.012 |
| # Erwachsene 18-25 | −0.063 ⁺ | −0.048 | 0.030 | 0.044 |
| # Männer 18-65 | 0.146** | 0.144* | 0.071 ⁺ | 0.100 |
| # Frauen 18-65 | 0.107** | 0.074 ⁺ | 0.108* | 0.105 ⁺ |
| # Über 65 | −0.030 | −0.026 | 0.101 ⁺ | 0.086 |
| <i>Haushaltsvorstand</i> | | | | |
| Weiblicher Vorstand | −0.003 | −0.004 | 0.294* | 0.389* |
| Alter Vorstand | −0.006* | −0.005 ⁺ | −0.003 | −0.002 |
| HHV Verheiratet | −0.090 | −0.139 | 0.065 | 0.045 |
| Keine Schulbildung | 0.044 | 0.133 | −0.365 | −0.634 ⁺ |
| Primärschule | −0.132 | −0.187 | −0.195 | −0.339 |
| Sekundärschule | −0.128 | −0.121 | −0.080 | −0.213 |
| Postsekundär | −0.009 | −0.086 | −0.008 | −0.010 |
| Höhere Bildung | −0.123 | −0.106 | −0.075 | −0.251 |
| Konstante | −0.608 ⁺ | −0.681 ⁺ | −0.874* | −0.606 |
| Beobachtungen | 2350 | 2350 | 2350 | 2350 |
| P-Wert Beschäft. | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.031 |

⁺ p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01. Quelle: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

4 Diskussion

4.1 Zusammenfassung und Ergebnisse

Die vorliegende Arbeit gliedert sich in einen theoretischen und empirischen Arbeitsteil. In Kapitel 2 wurden die Methoden für den empirischen Teil der Arbeit (siehe Kapitel 3) vorgestellt. Das Ziel war es kausale Wirkungsketten mit der Hilfe von Instrumentalvariablen zu untersuchen und zu identifizieren. Die im empirischen Teil der Arbeit untersuchte Fragestellung bezog sich auf die Wirkung von Migration und Rücküberweisungen auf die zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder in Moldawien. Der Arbeit lag die Hypothese zugrunde, dass in Form einer kausalen Wirkungskette die Migrationsentscheidung einen negativen Effekt und die Rücküberweisungen einen positiven Effekt auf die zurückgebliebenen Haushaltsmitglieder haben. Daher wurde der Zusammenhang von Migration und Rücküberweisungen auf die Beschäftigung von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren untersucht. Hierbei wurden zwei Lösungsansätze verwendet, um die kausale Wirkungskette zu trennen und die Endogenität der Migrationsentscheidung und der Rücküberweisungen zu berücksichtigen.

Im ersten Ansatz wurde ein gestufter Instrumentalvariablen-Schätzer mit zwei Instrumenten für die Migrationsentscheidung und einer Proxyvariable für Rücküberweisungen (*Anteil Mobiltelefone*) eingesetzt. Als Instrument für die Migrationsentscheidung wurden *Migrationsnetzwerke* und als Instrument für die Proxyvariable Mobiltelefone *Wechselkurschwankungen* zwischen den einzelnen Emigrationsländern eingesetzt. Damit sichergestellt wird, dass das Instrument *Migrationsnetzwerke* exogen ist, wurden Kontrollvariablen auf Distriktebene eingesetzt. Allerdings verliert das Instrument *Migrationsnetzwerke* durch diese Distriktkontrollen seine Relevanz und das Modell ist laut des *Kleibergen-Paap LM Tests* nicht mehr identifiziert. In den folgenden Analysen wurden diese Distriktkontrollen mit der Begründung einer möglichen Kollinearität mit dem Instrument *Migrationsnetzwerke* nicht mehr verwendet. Die Schätzung mit zwei endogenen Variablen und zwei Instrumenten zeigt, dass die Migrationsentscheidung über alle Migrationstypen einen signifikant negativen Effekt auf die Wahrscheinlichkeit eine Beschäftigung aufzunehmen für Frauen zwischen 20 und 60 Jahren hat, wenn sich ihr Status von *Nicht-Migrationshaushalt* auf *Migrationshaushalt* ändert. Der durch die Proxyvariable gemessene Effekt der Rücküberweisungen ist zwar positiv, aber in keinem der Fälle – außer bei urbanen, temporären Migrationshaushalten mit 3SLS – signifikant. Es gilt zu beachten, dass durch die binäre Struktur der abhängigen Variable, die Ergebnisse eigentlich als Wahrscheinlichkeiten interpretiert werden sollten; durch die Verwendung von 2SLS ist jedoch nur eine Aussage über das Vorzeichen der Effekte sinnvoll.

Im zweiten Ansatz wurde versucht das Problem der Endogenität der Rücküberweisungen zu lösen, indem die Migrationshaushalte in eine Gruppen mit und eine Gruppe ohne Rücküberweisungen getrennt und jeweils separate Schätzungen durchgeführt wurden. Diese Analyse wurde nur für die Gruppe der gesammelten Migrationshaushalte durchgeführt. Außerdem wurde durch künstlich generierte Instrumente eine Überidentifikation des Modells erreicht, um zu sehen, ob der Einsatz von LIML, Fuller, GMM und CUE Effizienzvorteile mit sich bringt. Zusätzlich wurde ein 3SLS-Modell, ein Kontrollfunktionsansatz (CF-OLS), ein Probit-2SLS, ein Probit-OLS Modell und ein Heckman Selektionsmodell geschätzt, um zu überprüfen wie robust die Ergebnisse sind. Das Ergebnis aus dem ersten Ansatz, demzufolge die Migrationsentscheidung einen signifikant negativen Effekt auf die Wahrscheinlichkeit eine Beschäftigung aufzunehmen für Frauen zwischen 20 und 60 Jahren hat, wenn sich ihr Status von *Nicht-Migrationshaushalt* auf *Migrationshaushalt* ändert, bleibt bestehen. Darüber hinaus zeigen die Analysen mit 2SLS, LIML, Fuller, GMM, CUE, 3SLS und Probit-2SLS, dass der negative Effekt auf die Beschäftigung bei Frauen die einem Migrationshaushalt mit Rimessen angehören größer ist als bei Migrationshaushalten ohne Rimessen.

Im Rückblick auf die angewandten Methoden bleibt zu bedenken, dass die Implementierung nichtparametrischer Verfahren deutlich komplexer als die Verwendung parametrischer Methoden ist, aber durch die Möglichkeit bereits fertige Programmpakete zu nutzen, die praktische Umsetzung kein Hindernis mehr darstellt. Allerdings unterscheiden sich parametrische und nichtparametrische Verfahren in ihrer Präzision und es ist daher sinnvoll beide Methoden ergänzend nebeneinander zu nutzen. Die Aussagekraft des empirischen Teils bezüglich der Methode der Instrumentalvariablen steht und fällt mit den Annahmen, die über die Instrumentalvariablen getroffen wurden. Diese sind zum Teil theoretischen Ursprungs und leiten sich aus in der Literatur verwendeten und bewährten Instrumenten im betreffenden Kontext der Migration und Rücküberweisungen ab. Zusätzlich können Plausibilitätsprüfungen gemacht werden, um die verwendeten Instrumente nicht nur anhand theoretischer Überlegungen und Modelle sondern auch über die Daten zu belegen.

4.2 Ausblick

Eine mögliche Erweiterung des Themas könnte durch die Berücksichtigung der internationalen Finanzkrise ab 2009 gegeben sein. Die verwendeten Daten beziehen sich auf den Zeitraum von 2006 bis 2008. Das heißt, dass die Effekte der Finanzkrise noch nicht in den CBSAXA Daten abgebildet sind. Allerdings ist anhand von Abbildung 3.7, 3.6 und 3.9 zu sehen, dass sowohl die Höhe der Rücküberweisungen als auch die Wirtschaftsleistung der Republik Moldawien darunter gelitten haben. Eine Möglichkeit die Effekte von Rücküberweisungen besser zu trennen und zu schätzen, wäre die Verwendung von Daten, die während und nach der Finanzkrise erfasst wurden. Dadurch könnten einerseits erweiterte Paneldaten beziehungsweise gestaffelte Querschnittsdaten und Differenzschätzer eingesetzt werden und andererseits könnte der negative exogene Schock der Finanzkrise mit

vermutlichen Auswirkungen auf Rücküberweisungen dazu verwendet werden, die Effekte auf die Haushalte zu untersuchen. Denn der exogene Schock kann wie ein Wechsel des Instrumentes von 1 auf 0 verwendet werden und dadurch könnte der Behandlungseffekt der *Complier*-Gruppe besser untersucht werden (vgl. Alcaraz et al. 2012).

Neben nichtparametrischen Verfahren mit mehreren endogenen Variablen und deren Instrumenten können auch parametrische Modelle eingesetzt werden, welche die binäre Natur der abhängigen Variable im Vergleich zum 2SLS-Schätzer und dessen Interpretation als lineares Wahrscheinlichkeitsmodell besser berücksichtigen. Hierbei können sogenannte „*special regressor*“ Methoden verwendet werden (Baum et al. 2012; Dong u. Lewbel 2012; Dong et al. 2012). Eine weitere Möglichkeit diese Fragestellung zu vertiefen, um kausale Schlüsse zu ziehen, ist die von Laan u. Rose (2011) entwickelte Methode des *Targeted Learning*. Hierbei handelt es sich um eine spezielle Form des Maximum-Likelihood-Schätzers, die den gesuchten Parameter und nicht die Verteilung der Daten in den Fokus rückt.

4.3 Schlussfolgerung und kritische Überlegungen

Im Abschluss bleibt trotz den wichtigen Erkenntnissen, die aus empirischen Erhebungen gewonnen werden können zu berücksichtigen, dass es sich bei der Auswertung von Fragebögen um sozialwissenschaftliche Daten handelt und dadurch immer ein Verlust an Genauigkeit in Kauf genommen werden muss. Diese mögliche Fehlerquelle kann weder anhand der vorhandenen Daten noch mit statistischen Methoden überprüft werden. Außerdem besteht immer die Möglichkeit, dass sich bei komplexen statistischen Analysen Fehler in der Softwareimplementation der Schätzverfahren, dem Programmcode oder im Verständnis des Datensatzes einschleichen und somit zu verfälschten beziehungsweise ungültigen Ergebnissen führen können. Mögliche Fehlspezifikationen des zugrundeliegenden Modells – ob absichtlich oder nicht – oder *data mining* können ebenfalls zu falschen signifikanten Ergebnissen führen (vgl. Fanelli 2009). Auch wenn es offensichtlich erscheint, so bleibt doch zu bedenken, dass durch die Komplexität fortgeschrittener statistischer Methoden, alleine durch den Aufwand diese zu verstehen und gegebenenfalls zu implementieren, oftmals der Bezug zum Inhalt in der Praxis verloren gehen kann. Diese Problematik wird deutlich, wenn man in empirischen Zeitschriftenbeiträgen sieht, dass oftmals einfachste Methoden verwendet werden, weil die Übertragung weiter entwickelter Methoden nicht ohne weitere Anpassungen möglich ist oder nicht verstanden worden ist. Das Gleiche gilt für die Vielfalt der erweiterten verfügbaren Methoden – die oftmals eine Verbesserung beziehungsweise Optimierung bestehender Methoden darstellen – und nicht ohne tiefergehendes Fachwissen erfasst werden können. Ein Beispiel dafür ist die unterschiedliche Vorgehensweise von Statistikern oder Mathematikern und empirischen Wissenschaftlern. Der Empiriker möchte spezielle Fragestellungen untersuchen und verwendet die statistischen Methoden als Werkzeug dafür, weil eine Methoden- oder Modellentwicklung fachlich schwierig möglich ist und im Grunde genommen nicht seine Hauptaufgabe ist, wohingegen der Statistiker eher dazu geneigt ist, die Methoden zu entwickeln oder zu implementieren ohne sich für

konkrete Fragestellungen zu interessieren, weil hierfür ebenso das notwendige Fachwissen fehlt.

Trotz aller Kritik ist zu bedenken, dass es oftmals notwendig ist quantitative Aussagen machen zu können und alleine schon durch die rein deskriptiven Statistiken vieles über den vorliegenden Zusammenhang gelernt werden kann. Die Anwendung von Schätzmethoden erlaubt es meistens zumindest eine zuverlässige Aussage über die Richtung des untersuchten Effektes zu machen, die zugrundeliegende Wirkungskette zu zerlegen und besser zu verstehen, so dass als Ergebnis ein Erkenntnisgewinn verbleibt.

4.3.1 Empirische Forschung und Reproduzierbarkeit

Dass die Möglichkeit der Reproduzierbarkeit ein wichtiges Qualitätsmerkmal für wissenschaftliche Ergebnisse ist, zeigt die veröffentlichte Arbeit von Oreopoulos (2006) über den Effekt einer Änderung der Dauer der Schulpflicht in Großbritannien und ein Vergleich mit Kanada und den USA. Ziel war es hierbei den lokalen Behandlungseffekt (LATE) zu identifizieren, zu schätzen und damit auf den durchschnittlichen Effekt in der Population (ATE) zu schließen. In diesem Falle war unter anderem der Effekt von einer Erhöhung des minimalen Alters die Schule verlassen zu können von 14 auf 15 Jahre in Großbritannien auf das spätere jährliche Einkommen von Interesse. Allerdings hatten sich einige Fehler eingeschlichen wie beispielsweise fehlende Berücksichtigung der Eigenschaften der Stichprobe oder bei der Zusammenführung der Datensätze. In der 2008 zur Verfügung gestellten Korrektur wird auf diese Mängel hingewiesen und prinzipiell sind die Ergebnisse qualitativ gleich geblieben, aber quantitativ haben sich die Punktschätzer und Standardfehler durchaus deutlich verändert, so dass der Effekt des Instrumentalvariablen-Schätzers für ein weiteres Schuljahr in Großbritannien bezüglich des logarithmierten jährlichen Einkommens von 15% auf 7% gesunken ist (Oreopoulos 2008).

4.4 Persönlicher Kommentar

Eine Weiterführung, um die konkreten empirischen Ergebnisse nicht nur auf methodische Robustheit zu testen, wäre die ganze Auswertung anstatt in Stata beispielsweise in R auszuführen, um zu sehen, ob die Ergebnisse identisch sind. Denn es besteht zweifellos eine enorme Abhängigkeit von Computern und kommerziellen Anbietern, ohne die die heutige Form der empirischen Arbeit nicht möglich wäre (vgl. Baiocchi 2007). Allerdings ist dies nicht ohne Weiteres möglich, da im Detail von Benutzern speziell geschriebene Programme verwendet wurden und alleine die Portierung der Routinen ein eigenes Projekt darstellen würde, das ohne tiefere Methoden- und Programmierkenntnisse nur mit sehr großem Aufwand möglich wäre. Die zunehmende Komplexität erschwert jedoch auch die Replikation der Ergebnisse und es muss oftmals einfach geglaubt werden, dass diese stimmen, obwohl in der Vergangenheit oft genug gezeigt werden konnte, dass viele Ergebnisse einer Überprüfung nicht standhalten. Dem im Volksmund verwendeten geflügelten Wort „traue keiner Statistik, die du nicht selbst gefälscht hast“ ist durchaus zu Gute zu

halten, dass, wenn bei der Interpretation die Quellen und Auswertungsmethoden nicht offengelegt sind – durchaus aus Gründen der Praktikabilität – ein großer Vertrauensvorschuss erfolgen muss und die Ergebnisse „geglaubt“ werden müssen. Hierbei soll nicht notwendigerweise Absicht oder Boshaftigkeit unterstellt werden, aber Tatsache ist ebenso, dass auf dem Weg der Datenerhebung bis zur druckfertigen Tabelle der Ergebnisse sehr viele Schritte dazwischen liegen und in jedem Einzelnen ein potentieller Fehler schlummern kann, der übersehen worden ist und die Aussagekraft egalisisieren kann. In McCullough (2009, S. 121) ist zu sehen, dass erst seit 1993 einzelne Journale und zwischen 2004 und 2010 die renommierten Journale in der Ökonomie damit begonnen haben Archive für Programmcode und Datensätze als Voraussetzung für eine Veröffentlichung zu etablieren. Unter Berücksichtigung der Tatsache, dass dies technisch schon längst möglich gewesen wäre, ist davon auszugehen, dass diese Versäumnisse nicht zufälliger Natur, sondern eine bewusste Entscheidung sind. Vielleicht hängt dieser Widerstand auch mit der menschlichen Natur zusammen. Wer sieht es schon gerne, wenn die Ergebnisse seiner Arbeit, die zum Teil, trotz möglicherweise ungültiger Ergebnisse, beträchtlichen Aufwand gefordert hat, keine Relevanz mehr haben? Nichtsdestotrotz haben sich in der jüngeren Vergangenheit Robustheits- und Sensitivitätsanalysen zur Verifikation durchgesetzt, um zu sehen wie sensibel die Ergebnisse auf mögliche Fehlspezifikationen und Variationen reagieren. Dies ist notwendig, damit die Zuverlässigkeit bezüglich der Interpretation der Ergebnisse besser eingeschätzt werden kann.

Literaturverzeichnis

- Agarwal, Reena u. Andrew W. Horowitz (2002). „Are International Remittances Altruism or Insurance? Evidence from Guyana Using Multiple-Migrant Households“. In: *World Development*, Bd. 30, Nr. 11, S. 2033–2044. ISSN: 0305-750X. DOI: [10.1016/S0305-750X\(02\)00118-3](https://doi.org/10.1016/S0305-750X(02)00118-3). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305750X02001183> (siehe S. 74).
- Aigner, Dennis J., Cheng Hsiao, Arie Kapteyn u. Tom Wansbeek (1984). „Chapter 23 – Latent variable models in econometrics“. In: *Handbook of Econometrics*. Hrsg. von Zvi Griliches u. Michael D. Intriligator. Bd. 2. Handbook of Econometrics. Elsevier, S. 1321–1393. DOI: [10.1016/S1573-4412\(84\)02015-8](https://doi.org/10.1016/S1573-4412(84)02015-8). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1573441284020158> (siehe S. 47).
- Alberto, Abadie (2003). „Semiparametric instrumental variable estimation of treatment response models“. In: *Journal of Econometrics*, Bd. 113, Nr. 2, S. 231–263. DOI: [10.1016/S0304-4076\(02\)00201-4](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(02)00201-4). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407602002014> (siehe S. 65).
- Alcaraz, Carlo, Daniel Chiquiar u. Alejandrina Salcedo (2012). „Remittances, schooling, and child labor in Mexico“. In: *Journal of Development Economics*, Bd. 97, Nr. 1, S. 156–165. ISSN: 0304-3878. DOI: [10.1016/j.jdeveco.2010.11.004](https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2010.11.004). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304387810001318> (siehe S. 66, 69, 70, 138).
- Aldrich, John (1993). „Reiersol, Geary and the idea of instrumental variables“. In: *The Economic and Social Review*, Bd. 24, Nr. 3, S. 247–273. URL: <http://eprints.soton.ac.uk/32921/1/geary.pdf> (siehe S. 40).
- Anderson, T. W. u. Herman Rubin (1949). „Estimation of the Parameters of a Single Equation in a Complete System of Stochastic Equations“. In: *The Annals of Mathematical Statistics*, Bd. 20, Nr. 1, S. 46–63. ISSN: 00034851. URL: <http://www.jstor.org/stable/2236803> (siehe S. 57).
- Anderson, T.W. (2005). „Origins of the limited information maximum likelihood and two-stage least squares estimators“. In: *Journal of Econometrics*, Bd. 127, Nr. 1, S. 1–16. ISSN: 0304-4076. DOI: [10.1016/j.jeconom.2004.09.012](https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2004.09.012). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407604001745> (siehe S. 57).
- Andrein (2012a). *Moldova administrative map*. Version 23:25, 3 April 2012. GNU FDL oder CC-BY-SA-3.0-2.5-2.0-1.0, via Wikimedia Commons. Wikipedia. URL: http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Moldova_administrative_map.svg (Stand 11.08.2012) (siehe S. x).

- Andrein (2012b). *Moldova harta administrativa*. Version 23:25, 3 April 2012. GNU FDL oder CC-BY-SA-3.0-2.5-2.0-1.0, via Wikimedia Commons. Wikipedia. URL: http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Moldova_harta_administrativa.svg (Stand 11.08.2012) (siehe S. xi).
- Angrist, Joshua D. u. Victor Lavy (1999). „Using Maimonides’ Rule to Estimate the Effect of Class Size on Scholastic Achievement“. In: *The Quarterly Journal of Economics*, Bd. 114, Nr. 2, S. 533–575. DOI: [10.1162/003355399556061](https://doi.org/10.1162/003355399556061). URL: <http://dx.doi.org/10.1162/003355399556061> (siehe S. 63).
- Angrist, Joshua D. u. Jorn-Steffen Pischke (2008). *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist’s Companion*. 1. Aufl. Princeton University Press. ISBN: 0691120358 (siehe S. 30, 35, 36, 39, 51, 58).
- Angrist, Joshua D., Guido W. Imbens u. Donald B. Rubin (1996). „Identification of Causal Effects Using Instrumental Variables“. In: *Journal of the American Statistical Association*, Bd. 91, Nr. 434, S. 444–455. ISSN: 01621459. URL: <http://www.jstor.org/stable/2291629> (siehe S. 41, 65).
- Anzoategui, Diego, Asli Demirgüç-Kunt u. Maria S. Martinez Peria (2011). „Remittances and Financial Inclusion: Evidence from El Salvador“. In: *SSRN eLibrary* (siehe S. 70, 73).
- Azevedo, Joao Pedro (2011). *WBOPENDATA: Stata module to access World Bank databases. Statistical Software Components S457234*. Boston College Department of Economics. URL: <http://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s457234.html> (Stand 11.08.2012). zuletzt überarbeitet: 08.08.2012 (siehe S. 76–79, 83–86, xvii, xviii, xx, xxi).
- Baiocchi, Giovanni (2007). „Reproducible research in computational economics: guidelines, integrated approaches, and open source software“. In: *Computational Economics*, Bd. 30 (1), S. 19–40. ISSN: 0927-7099. DOI: [10.1007/s10614-007-9084-4](https://doi.org/10.1007/s10614-007-9084-4). URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s10614-007-9084-4> (siehe S. 139).
- Baltagi, Badi H. (2011a). „Seemingly Unrelated Regressions“. In: *Econometrics*. Springer Texts in Business and Economics. Springer, Berlin, S. 241–256. ISBN: 978-3-642-20059-5. DOI: [10.1007/978-3-642-20059-5_10](https://doi.org/10.1007/978-3-642-20059-5_10). URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-20059-5_10 (siehe S. 55).
- Baltagi, Badi H. (2011b). „Simultaneous Equations Model“. In: *Econometrics*. Springer Texts in Business and Economics. Springer, Berlin, S. 257–303. ISBN: 978-3-642-20059-5. DOI: [10.1007/978-3-642-20059-5_11](https://doi.org/10.1007/978-3-642-20059-5_11). URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-20059-5_11 (siehe S. 46, 51).
- Baltagi, Badi H. u. Qi Li (2002). „On instrumental variable estimation of semiparametric dynamic panel data models“. In: *Economics Letters*, Bd. 76, Nr. 1, S. 1–9. ISSN: 0165-1765. DOI: [10.1016/S0165-1765\(02\)00025-3](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(02)00025-3). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165176502000253> (siehe S. 63, 64).
- Bardsley, Nicholas, Robin Cubitt, Graham Loomes, Peter Moffatt, Chris Starmer u. Robert Sugden (2009). *Experimental Economics: Rethinking the Rules*. Princeton University Press. ISBN: 9780691124797 (siehe S. 6).

- Baum, Christopher F., Mark E. Schaffer u. Steven Stillman (2002). *IVREG2: Stata module for extended instrumental variables/2SLS and GMM estimation*. URL: <http://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s425401.html> (siehe S. 96, 98).
- Baum, Christopher F., Mark E. Schaffer u. Steven Stillman (2003). „Instrumental variables and GMM: Estimation and testing“. In: *Stata Journal*, Bd. 3, Nr. 1, S. 1–31. URL: <http://www.stata-journal.com/article.html?article=st0030> (siehe S. 98).
- Baum, Christopher F., Mark E. Schaffer u. Steven Stillman (2007). „Enhanced routines for instrumental variables/generalized method of moments estimation and testing“. In: *Stata Journal*, Bd. 7, Nr. 4, S. 465–506. URL: http://www.stata-journal.com/article.html?article=st0030_3 (siehe S. 98).
- Baum, Christopher F., Yingying Dong, Arthur Lewbel u. Tao Yang (2012). *A simple alternative to the linear probability model for binary choice models with endogenous regressors*. Version Juni 2012. Präsentation. Boston College, DIW Berlin. URL: http://www.stata.com/meeting/germany12/abstracts/desug12_baum.pdf (Stand 11.08.2012) (siehe S. 138).
- Binzel, Christine u. Ragui Assaad (2011). „Egyptian men working abroad: Labour supply responses by the women left behind“. In: *Labour Economics*, Bd. 18, Supplement 1, S98–S114. ISSN: 0927-5371. DOI: 10.1016/j.labeco.2011.03.002. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927537111000339> (siehe S. 93, 96, 98).
- Birkner, Matthias (2008). „Angewandte Stochastik“. Vorlesung. Universität Bonn. URL: <http://www.janmaas.org/lehre/SS2012/Birkner.pdf> (Stand 11.08.2012) (siehe S. vi, vii).
- Biroul Național de Statistică al Republicii Moldova (2012). *Statistical database*. URL: <http://statbank.statistica.md/pxweb/Database/EN/databasetree.asp> (Stand 11.08.2012) (siehe S. 82, 87, 89, 90).
- Blundell, Richard u. Monica Costa Dias (2009). „Alternative Approaches to Evaluation in Empirical Microeconomics.“ In: *Journal of Human Resources*, Bd. 44, Nr. 3, S. 565–640. ISSN: 0022166X. URL: <http://www.redi-bw.de/db/ebsco.php/search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=buh&AN=43608254&site=ehost-live> (siehe S. 42).
- Bochmann, Klaus, Vasile Dumbrava, Dietmar Müller u. Victoria Reinhardt, Hrsg. (2012). *Die Republik Moldau. Republica Moldova*. Ein Handbuch. 1. Aufl. Leipzig: Leipziger Universitätsverlag. 748 S. ISBN: 978-3-86583-557-4 (siehe S. 75, 77–83, 87, 88, 91).
- Borodak, Daniela u. Ariane Tichit Miniscloux (2009). „Should we stay or should we go? Irregular Migration and duration of stay: the case of Moldovan Migrants“. Unveröffentlichte Arbeit. Centre d'études et de recherches sur le développement international - CERDI. Université d'Auvergne - Clermont-Ferrand I. URL: <http://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00554296> (Stand 11.08.2012) (siehe S. 91).
- Bortz, Jürgen, Christof Schuster, Jürgen Bortz u. Christof Schuster (2010a). „Hypothesentesten“. In: *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*. Springer-Lehrbuch. Springer,

- Berlin, S. 97–116. ISBN: 978-3-642-12770-0. DOI: [10.1007/978-3-642-12770-0_7](https://doi.org/10.1007/978-3-642-12770-0_7). URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-12770-0_7 (siehe S. 52).
- Bortz, Jürgen, Christof Schuster, Jürgen Bortz u. Christof Schuster (2010b). „Stichprobe und Grundgesamtheit“. In: *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*. Springer-Lehrbuch. Springer, Berlin, S. 79–95. ISBN: 978-3-642-12770-0. DOI: [10.1007/978-3-642-12770-0_6](https://doi.org/10.1007/978-3-642-12770-0_6). URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-12770-0_6 (siehe S. 27).
- Bound, John, Charles Brown u. Nancy Mathiowetz (2001). „Chapter – 59 Measurement error in survey data“. In: *Handbook of Econometrics*. Hrsg. von E. Leamer u. J. J. Heckman. Bd. 5. Elsevier, S. 3705–3843. DOI: [10.1016/S1573-4412\(01\)05012-7](https://doi.org/10.1016/S1573-4412(01)05012-7). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1573441201050127> (siehe S. 50).
- Bouton, Lawrence, Saumik Paul u. Erwin R. Tiongson (2011). „The Impact of Emigration on Source Country Wages: Evidence from the Republic of Moldova“. In: *SSRN eLibrary*. URL: <http://ssrn.com/paper=1912356> (siehe S. 83).
- Bradlow, Eric (1998). „Encouragement Designs: An Approach to Self-Selected Samples in an Experimental Design“. In: *Marketing Letters*, Bd. 9 (4), S. 383–391. ISSN: 0923-0645. DOI: [10.1023/A:1008045618501](https://doi.org/10.1023/A:1008045618501). URL: <http://dx.doi.org/10.1023/A:1008045618501> (siehe S. 14, 38).
- Brito, Carlos (2010). „Instrumental Sets“. In: Hrsg. von Rina Dechter, Hector Geffner u. Joseph Y. Halpern. College Publications. Kap. 17, S. 295–307. ISBN: 9781904987659. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-531-92038-2_24 (siehe S. 43).
- Büchter, Andreas u. Hans-Wolfgang Henn (2007). *Elementare Stochastik: Eine Einführung in die Mathematik der Daten und des Zufalls (Mathematik für das Lehramt)*. 2. Aufl. Springer, Berlin. ISBN: 9783540453819 (siehe S. iv, vi–ix).
- Bullock, John G., Donald P. Green u. Shang E. Ha (2010). „Yes, But What’s the Mechanism? (Don’t Expect an Easy Answer)“. In: *Journal of Personality and Social Psychology*, Bd. 98, S. 550–558. URL: <http://ssrn.com/paper=1543925> (siehe S. 15, 16).
- Bunge, Mario (2008). *Causality and Modern Science*. 4. Aufl. Transaction Publishers. ISBN: 9781412808248 (siehe S. 9).
- Cameron, A. Colin u. Pravin K. Trivedi (2005). *Microeconometrics: Methods and Applications*. Cambridge University Press, S. 1–1058. ISBN: 0521848059 (siehe S. 30, 41, 46, 66, 72, vii).
- Cameron, A. Colin u. Pravin K. Trivedi (2009). *Microeconometrics Using Stata*. 1. Aufl. College Station, Tex.: Stata Press. ISBN: 9781597180481 (siehe S. 27).
- Cameron, A. Colin u. Pravin K. Trivedi (2010). *Microeconometrics Using Stata, Revised Edition*. 2. Aufl. College Station, Tex.: Stata Press. ISBN: 9781597180733 (siehe S. 38, 51, 66).
- Carroll, Raymond J., David Ruppert, Ciprian M. Crainiceanu, Tor D. Tosteson u. Margaret R. Karagas (2004). „Nonlinear and Nonparametric Regression and Instrumental Variables“. In: *Journal of the American Statistical Association*, Bd. 99, Nr. 467, S. 736–

750. DOI: [10.1198/016214504000001088](https://doi.org/10.1198/016214504000001088). URL: <http://pubs.amstat.org/doi/abs/10.1198/016214504000001088> (siehe S. 49).
- Carter, R. L. u. Wayne A. Fuller (1980). „Instrumental Variable Estimation of the Simple Errors-in-Variables Model“. In: *Journal of the American Statistical Association*, Bd. 75, Nr. 371, S. 687–692. ISSN: 01621459. URL: <http://www.jstor.org/stable/2287670> (siehe S. 40).
- Cartwright, Nancy (2007). *Hunting Causes and Using Them: Approaches in Philosophy and Economics*. 1. Aufl. Cambridge University Press. ISBN: 9780521860819 (siehe S. 4, 11).
- CBS-AXA, Consultancy (2005). „Migration and remittances in Moldova“. In: URL: http://www.iom.md/materials/6_migration_remittances.pdf (Stand 11.08.2012) (siehe S. 87).
- CBS-AXA Consultancy (2005). „Migration and remittances in Moldova“. In: URL: http://www.belgium.iom.int/InternationalConference/Documents/INTConf_1_432006101359AM.pdf (Stand 11.08.2012) (siehe S. 88).
- Cerulli, Giovanni (2012a). *Ivtreatreg: a new STATA routine for estimating binary treatment models with heterogeneous response to treatment under observable and unobservable selection*. CERIS Working Paper. Institute for Economic Research on Firms u. Growth - Moncalieri (TO). URL: <http://EconPapers.repec.org/RePEc:csc:cerisp:201203> (siehe S. 100).
- Cerulli, Giovanni (2012b). *IVTREATREG: Stata module to estimate binary treatment models with idiosyncratic average effect*. Statistical Software Components, Boston College Department of Economics. URL: <http://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s457405.html> (siehe S. 100).
- Chalak, Karim (2012). *Instrumental Variables Methods with Heterogeneity and Mismeasured Instruments*. Zur Veröffentlichung eingereicht. Department of Economics, Boston College. URL: https://www2.bc.edu/~chalak/KC_07-02-12_Mismeasured_IV.pdf (Stand 11.08.2012) (siehe S. 47, 48).
- Chambers, R. L. u. C. J. Skinner, Hrsg. (2003). *Analysis of survey data*. Wiley. ISBN: 9780471899877 (siehe S. 33).
- Chao, John u. Norman R. Swanson (2007). „Alternative approximations of the bias and MSE of the IV estimator under weak identification with an application to bias correction“. In: *Journal of Econometrics*, Bd. 137, Nr. 2, S. 515–555. ISSN: 0304-4076. DOI: [10.1016/j.jeconom.2005.09.002](https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.09.002). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407606000674> (siehe S. 52, 53).
- Chernozhukov, Victor u. Christian Hansen (2005). „An IV Model of Quantile Treatment Effects“. In: *Econometrica*, Bd. 73, Nr. 1, S. 245–261. ISSN: 1468-0262. DOI: [10.1111/j.1468-0262.2005.00570.x](https://doi.org/10.1111/j.1468-0262.2005.00570.x). URL: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1468-0262.2005.00570.x> (siehe S. 60–62).
- Chiburis, Richard C., Jishnu Das u. Michael Lokshin (2011). *A practical comparison of the bivariate probit and linear IV estimators*. Policy Research Working Paper Series

5601. The World Bank. URL: <http://ideas.repec.org/p/wbk/wbrwps/5601.html> (siehe S. 64, 65).
- Collins, John, Ned Hall u. L. A. Paul, Hrsg. (2004). *Causation and Counterfactuals (Representation and Mind series)*. A Bradford Book. ISBN: 9780262532563 (siehe S. 6, 11).
- Connell, Arin M. (2009). „Employing Complier Average Causal Effect Analytic Methods to Examine Effects of Randomized Encouragement Trials“. In: *The American Journal of Drug and Alcohol Abuse*, Bd. 35, Nr. 4, S. 253–259. DOI: [10.1080/00952990903005882](https://doi.org/10.1080/00952990903005882). URL: <http://informahealthcare.com/doi/abs/10.1080/00952990903005882> (siehe S. 13).
- Cousens, S., J. Hargreaves, C. Bonell, B. Armstrong, J. Thomas, B. R. Kirkwood u. R. Hayes (2011). „Alternatives to randomisation in the evaluation of public-health interventions: statistical analysis and causal inference“. In: *Journal of Epidemiology & Community Health*, Bd. 65, Nr. 7, S. 576–581. DOI: [10.1136/jech.2008.082610](https://doi.org/10.1136/jech.2008.082610). URL: <http://jech.bmj.com/cgi/doi/10.1136/jech.2008.082610> (siehe S. 12).
- Cox, D.R. u. Nanny Wermuth (2001). „Some Statistical Aspects of Causality“. In: *European Sociological Review*, Bd. 17, Nr. 1, S. 65–74. DOI: [10.1093/esr/17.1.65](https://doi.org/10.1093/esr/17.1.65). URL: <http://dx.doi.org/10.1093/esr/17.1.65> (siehe S. 9, 10).
- Cuc, Milan, Erik Lundback u. Edgardo Ruggiero (2005). *Migration and Remittances in Moldova*. Washington, DC: International Monetary Fund. ISBN: 1589064909 (siehe S. 80).
- Czado, Claudia u. Thorsten Schmidt (2011). *Mathematische Statistik (Statistik und ihre Anwendungen)*. 1. Aufl. Springer, Berlin. ISBN: 9783642172601 (siehe S. 49, vi, vii).
- Dallal, Jerry (2012). *Cause & Effect*. Hrsg. von Jerry Dallal. URL: <http://www.jerrydallal.com/LHSP/cause.htm> (Stand 11.08.2012) (siehe S. 4).
- DasGupta, Anirban (2008). *Asymptotic Theory of Statistics and Probability (Springer Texts in Statistics)*. 1. Aufl. Springer. ISBN: 9780387759708 (siehe S. 37).
- Davidson, Russell u. James G. MacKinnon (2006). „The case against JIVE“. In: *Journal of Applied Econometrics*, Bd. 21, Nr. 6, S. 827–833. URL: <http://dx.doi.org/10.1002/jae.873> (siehe S. 58).
- Davidson, Russell u. James G. MacKinnon (2009). *Econometric Theory and Methods*. International ed. New York: Oxford University Press. ISBN: 9780195391053 (siehe S. 42, 49, 51, 53–59).
- De Haas, Hein (2008). *Migration and development: A theoretical perspective*. Working Paper 9. International Migration Institute, University of Oxford, S. 1–61. URL: <http://www.imi.ox.ac.uk/pdfs/imi-working-papers/WP9%20Migration%20and%20development%20theory%20HdH.pdf> (siehe S. 68).
- De Haas, Hein (2010). „Migration and Development: A Theoretical Perspective“. In: *International Migration Review*, Bd. 44, Nr. 1, S. 227–264. ISSN: 1747-7379. DOI: [10.1111/j.1747-7379.2009.00804.x](https://doi.org/10.1111/j.1747-7379.2009.00804.x). URL: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1747-7379.2009.00804.x> (siehe S. 68).

- Deaton, Angus (2010a). „Instruments, Randomization, and Learning about Development“. In: *Journal of Economic Literature*, Bd. 48, Nr. 2, S. 424–455. DOI: [10.1257/jel.48.2.424](https://doi.org/10.1257/jel.48.2.424). URL: <http://pubs.aeaweb.org/doi/abs/10.1257/jel.48.2.424> (siehe S. 39).
- Deaton, Angus (2010b). „Understanding the Mechanisms of Economic Development“. In: *Journal of Economic Perspectives*, Bd. 24, Nr. 3, S. 3–16. DOI: [10.1257/jep.24.3.3](https://doi.org/10.1257/jep.24.3.3). URL: <http://pubs.aeaweb.org/doi/abs/10.1257/jep.24.3.3> (siehe S. 39).
- Deaton, Angus S. (2009). *Instruments of development: Randomization in the tropics, and the search for the elusive keys to economic development*. Working Paper 14690. National Bureau of Economic Research, S. 1–56. URL: <http://www.nber.org/papers/w14690> (siehe S. 5).
- Deiser, Oliver (2010). *Grundbegriffe der wissenschaftlichen Mathematik: Sprache, Zahlen und erste Erkundungen (Springer-Lehrbuch)*. 1. Aufl. Springer, Berlin. ISBN: 9783642114885 (siehe S. 11).
- Dias, Monica Costa (2002). „Essays on the Evaluation of Social Programmes“. Diss. University College London, S. 191 (siehe S. 43, 45).
- Didelez, Vanessa, Svend Kreiner u. Niels Keiding (2010). „Graphical Models for Inference Under Outcome-Dependent Sampling“. In: *Statistical Science*, Bd. 25, Nr. 3, S. 368–387. URL: <http://projecteuclid.org/euclid.ss/1294167965> (siehe S. 44).
- DiNardo, John u. David S. Lee (2011). „Chapter 5 – Program Evaluation and Research Designs“. In: *Handbooks in Economics Handbook of Labor Economics*. Hrsg. von Orley Ashenfelter u. David Card. Bd. 4, Part A. Handbook of Labor Economics, S. 463–536. DOI: [10.1016/S0169-7218\(11\)00411-4](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)00411-4). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169721811004114> (siehe S. 12, 13, 16, 18, 20, 21, 41).
- Dong, Yingying u. Arthur Lewbel (2012). „A simple alternative to the linear probability model for binary choice models with endogenous regressors“. Unveröffentlichte Arbeit. University of California Irvine u. Boston College. URL: <http://fmwww.bc.edu/ec-p/wp604.pdf> (Stand 11.08.2012) (siehe S. 138).
- Dong, Yingying, Arthur Lewbel u. Thomas Tao Yang (2012). *Comparing Features of Convenient Estimators for Binary Choice Models With Endogenous Regressors*. Boston College Working Papers in Economics 789. Boston College Department of Economics. URL: <http://ideas.repec.org/p/boc/bocoec/789.html> (siehe S. 65, 138).
- D’Orazio, Marcello, Marco Di Zio u. Mauro Scanu (2006). *Statistical Matching: Theory and Practice (Wiley Series in Survey Methodology)*. 1. Aufl. Wiley. ISBN: 9780470023532 (siehe S. 26).
- Dudenverlag (2012). *Kontrafaktisch*. Hrsg. von Bibliographisches Institut GmbH. URL: <http://www.duden.de/zitieren/10027696/1.6> (Stand 11.08.2012) (siehe S. 10).
- Durbin, J. (1954). „Errors in Variables“. In: *Review of the International Statistical Institute*, Bd. 22, Nr. 1/3, S. 23–32. ISSN: 03731138. URL: <http://www.jstor.org/stable/1401917> (siehe S. 40).
- Earman, John, John Roberts u. Sheldon Smith (2002). „Ceteris Paribus Post“. In: *Erkenntnis*, Bd. 57 (3), S. 281–301. ISSN: 0165-0106. URL: <http://dx.doi.org/10.1023/A:1021526110200> (siehe S. 6).

- Fahrmeir, Ludwig, Rita Künstler u. Iris Pigeot (2007). *Statistik (Springer-Lehrbuch)*. 6. Aufl. Springer, Berlin. ISBN: 9783540697138 (siehe S. 49).
- Fahrmeir, Ludwig, Thomas Kneib u. Stefan Lang (2009). *Regression: Modelle, Methoden und Anwendungen (Statistik und ihre Anwendungen)*. 2. Aufl. Springer, Berlin. ISBN: 9783642018367 (siehe S. 49).
- Fanelli, Daniele (2009). „How Many Scientists Fabricate and Falsify Research? A Systematic Review and Meta-Analysis of Survey Data“. In: *PLoS ONE*, Bd. 4, Nr. 5, e5738. DOI: [10.1371/journal.pone.0005738](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0005738). URL: <http://dx.doi.org/10.1371%2Fjournal.pone.0005738> (siehe S. 138).
- Flores-Lagunes, Alfonso (2001). *Instrumental variables estimation in the presence of weak instruments*. ProQuest LLC, Ann Arbor, MI. ISBN: 978-0493-21478-8. URL: http://gateway.proquest.com/openurl?url_ver=Z39.88-2004&rft_val_fmt=info:ofi/fmt:kev:mtx:dissertation&res_dat=xri:pqdiss&rft_dat=xri:pqdiss:3011057 (siehe S. 46).
- Flores-Lagunes, Alfonso (2007). „Finite sample evidence of IV estimators under weak instruments“. In: *Journal of Applied Econometrics*, Bd. 22, Nr. 3, S. 677–694. ISSN: 1099-1255. DOI: [10.1002/jae.916](https://doi.org/10.1002/jae.916). URL: <http://dx.doi.org/10.1002/jae.916> (siehe S. 57, 58).
- Fodor, Jerry A. (1991). „You Can Fool Some of The People All of The Time, Everything Else Being Equal; Hedged Laws and Psychological Explanations“. In: *Mind*. New Series, Bd. 100, Nr. 1, S. 19–34. ISSN: 00264423. URL: <http://www.jstor.org/stable/2254981> (siehe S. 6).
- Franz, Wolfgang (2006). „Das Arbeitsangebot“. In: *Arbeitsmarktökonomik*. Springer-Lehrbuch. Springer, Berlin, S. 19–73. ISBN: 978-3-540-32338-9. URL: http://dx.doi.org/10.1007/3-540-32338-4_2 (siehe S. 69).
- Frisch, Ragnar (1934). *Statistical confluence analysis by means of complete regression systems*. Oslo: Universitetets Økonomiske institutt (siehe S. 40).
- Frölich, Markus (2007). „Nonparametric IV estimation of local average treatment effects with covariates“. In: *Journal of Econometrics*, Bd. 139, Nr. 1, S. 35–75. DOI: [10.1016/j.jeconom.2006.06.004](https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2006.06.004). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407606001023> (siehe S. viii).
- Fuller, Wayne A. (1977). „Some Properties of a Modification of the Limited Information Estimator“. In: *Econometrica*, Bd. 45, Nr. 4, S. 939–953. ISSN: 00129682. URL: <http://www.jstor.org/stable/1912683> (siehe S. 57, 58).
- Geary, R. C. (1943/1944). „Relations between Statistics: The General and the Sampling Problem When the Samples Are Large“. In: *Proceedings of the Royal Irish Academy. Section A: Mathematical and Physical Sciences*, Bd. 49, S. 177–196. URL: <http://www.jstor.org/stable/20488457> (siehe S. 39, 40).
- Gelman, A. (2009). „A statistician’s perspective on “Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist’s Companion”, by Joshua D. Angrist and Jörn-Steffen Pischke“. In: *Stata Journal*, Bd. 9, Nr. 2, S. 315–320. URL: <http://www.stata-journal.com/article.html?article=gn0046> (siehe S. 39).

- Greene, William H. (2011). *Econometric Analysis (7th Edition)*. 7. Aufl. Prentice Hall. ISBN: 9780131395381 (siehe S. 49, 51, 58).
- Guggenberger, Patrik (2008). „Finite Sample Evidence Suggesting a Heavy Tail Problem of the Generalized Empirical Likelihood Estimator“. In: *Econometric Reviews*, Bd. 27, Nr. 4-6, S. 526–541. DOI: [10.1080/07474930801960410](https://doi.org/10.1080/07474930801960410). URL: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07474930801960410> (siehe S. 57).
- Haavelmo, Trygve (1943). „The Statistical Implications of a System of Simultaneous Equations“. In: *Econometrica*, Bd. 11, Nr. 1, S. 1–12. ISSN: 00129682. URL: <http://www.jstor.org/stable/1905714> (siehe S. 18).
- Hahn, Jinyong u. Jerry Hausman (2003). „Weak Instruments: Diagnosis and Cures in Empirical Econometrics“. In: *The American Economic Review*, Bd. 93, Nr. 2, S. 118–125. ISSN: 00028282. URL: <http://www.jstor.org/stable/3132211> (siehe S. 51).
- Hahn, Jinyong u. Jerry Hausman (2005). „Estimation with Valid and Invalid Instruments“. In: *Annals of Economics and Statistics/Annales d'Économie et de Statistique*, Nr. 79/80, S. 25–57. ISSN: 0769489X. URL: <http://www.jstor.org/stable/20777569> (siehe S. 51).
- Hall, Peter u. Joel L. Horowitz (2005). „Nonparametric methods for inference in the presence of instrumental variables“. In: *The Annals of Statistics*, Bd. 33, Nr. 6, S. 2904–2929. URL: <http://projecteuclid.org/euclid.aos/1140191678> (siehe S. 46).
- Hall, Peter, Jeff Racine u. Qi Li (2004). „Cross-Validation and the Estimation of Conditional Probability Densities“. In: *Journal of the American Statistical Association*, Bd. 99, Nr. 468, S. 1015–1026. ISSN: 01621459. URL: <http://www.jstor.org/stable/27590481> (siehe S. ii).
- Hansen, Lars Peter, John Heaton u. Amir Yaron (1996). „Finite-Sample Properties of Some Alternative GMM Estimators“. In: *Journal of Business & Economic Statistics*, Bd. 14, Nr. 3, S. 262–280. ISSN: 07350015. URL: <http://www.jstor.org/stable/1392442> (siehe S. 59).
- Hausman, Jerry A., Whitney K. Newey, Tiemen Woutersen, John Chao u. Norman Swanson (2011). *Instrumental Variable Estimation with Heteroskedasticity and Many Instruments*. Unveröffentlichte Arbeit. Department of Economics, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, Mass. URL: http://econ.arizona.edu/docs/Seminar_Papers/Tiemen%20hetiv%202012%20feb.pdf (Stand 11.08.2012) (siehe S. 58, 59).
- Heckman, James u. Salvador Navarro-Lozano (2004). „Using Matching, Instrumental Variables, and Control Functions to Estimate Economic Choice Models“. In: *Review of Economics and Statistics*, Bd. 86, Nr. 1, S. 30–57. DOI: [10.1162/003465304323023660](https://doi.org/10.1162/003465304323023660). URL: <http://www.mitpressjournals.org/doi/abs/10.1162/003465304323023660> (siehe S. 29).
- Heckman, James J. (2005). „The Scientific Model of Causality“. In: *Sociological Methodology*, Bd. 35, S. 1–97. ISSN: 00811750. URL: <http://www.jstor.org/stable/4148843> (siehe S. 16).
- Heckman, James J. (2010). „Building Bridges between Structural and Program Evaluation Approaches to Evaluating Policy“. In: *Journal of Economic Literature*, Bd. 48, Nr. 2,

- S. 356–98. DOI: [10.1257/jel.48.2.356](https://doi.org/10.1257/jel.48.2.356). URL: <http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/jel.48.2.356> (siehe S. 49).
- Heckman, James J. u. Sergio Urzúa (2009). *Comparing IV with structural models: What simple IV can and cannot identify*. Working Paper 14706. National Bureau of Economic Research. URL: <http://www.nber.org/papers/w14706> (siehe S. 5).
- Heckman, James J. u. Sergio Urzúa (2010). „Comparing IV with structural models: What simple IV can and cannot identify“. In: *Journal of Econometrics*, Bd. 156, Nr. 1, S. 27–37. ISSN: 0304-4076. DOI: [10.1016/j.jeconom.2009.09.006](https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2009.09.006). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407609001973> (siehe S. 5, 45).
- Heckman, James J. u. Edward Vytlacil (2001). „Policy-Relevant Treatment Effects“. In: *The American Economic Review*, Bd. 91, Nr. 2, S. 107–111. URL: <http://www.jstor.org/stable/2677742> (siehe S. 48).
- Heckman, James J., Sergio Urzúa u. Edward Vytlacil (2008). „Instrumental Variables in Models with Multiple Outcomes: the General Unordered Case“. In: *Annals of Economics and Statistics/Annales d'Économie et de Statistique*, Nr. 91/92, S. 151–174. ISSN: 0769489X. URL: <http://www.jstor.org/stable/27917243> (siehe S. 48).
- Hendry, David F. u. Mary S. Morgan (1989). „A Re-Analysis of Confluence Analysis“. In: *Oxford Economic Papers*. New Series, Bd. 41, Nr. 1, S. 35–52. ISSN: 00307653. URL: <http://www.jstor.org/stable/2663181> (siehe S. 40).
- Hill, R. Carter, William E. Griffiths u. Guay C. Lim (2011). *Principles of Econometrics*. John Wiley & Sons. ISBN: 9780470626733 (siehe S. 24).
- Holland, Paul W. (1986). „Statistics and Causal Inference“. In: *Journal of the American Statistical Association*, Bd. 81, Nr. 396, S. 945–960. URL: <http://www.jstor.org/stable/2289064> (siehe S. 19).
- Horowitz, Joel L. (2009). *Semiparametric and Nonparametric Methods in Econometrics (Springer Series in Statistics)*. 1st Edition. Springer. ISBN: 9780387928692 (siehe S. 30, 62, 63, ii).
- Horowitz, Joel L. (2011). „Applied Nonparametric Instrumental Variables Estimation“. In: *Econometrica*, Bd. 79, Nr. 2, S. 347–394. DOI: [10.3982/ECTA8662](https://doi.org/10.3982/ECTA8662). URL: <http://dx.doi.org/10.3982/ECTA8662> (siehe S. 60, 62, 63).
- Horvitz, D. G. u. D. J. Thompson (1952). „A Generalization of Sampling Without Replacement From a Finite Universe“. In: *Journal of the American Statistical Association*, Bd. 47, Nr. 260, S. 663–685. ISSN: 01621459. URL: <http://www.jstor.org/stable/2280784> (siehe S. 27).
- Hujer, Reinhard (2011). „Mikroökonomie und Kausalität: Zur Bedeutung arbeitsmarktpolitischer Evaluationsstudien“. In: *AStA Wirtschafts- und Sozialstatistisches Archiv*, Bd. 5 (1), S. 5–18. ISSN: 1863-8155. DOI: [10.1007/s11943-011-0094-2](https://doi.org/10.1007/s11943-011-0094-2). URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s11943-011-0094-2> (siehe S. 5, 19, 20, 26, 27, 45).
- Hume, David ([1740]2011). *A Treatise of Human Nature*. Online Library of Liberty. ISBN: 9781466297463. URL: <http://oll.libertyfund.org/title/342> (siehe S. 10).

- Imai, Kosuke, Luke Keele u. Teppei Yamamoto (2010). „Identification, Inference and Sensitivity Analysis for Causal Mediation Effects“. In: *Statistical Science*, Bd. 25, Nr. 1, S. 51–71. DOI: [10.1214/10-STS321](https://doi.org/10.1214/10-STS321). URL: <http://projecteuclid.org/euclid.ss/1280841733> (siehe S. 64).
- Imai, Kosuke, Luke Keele, Dustin Tingley u. Teppei Yamamoto (2011). „Unpacking the Black Box of Causality: Learning about Causal Mechanisms from Experimental and Observational Studies“. In: *American Political Science Review*, Bd. 105, Nr. 04, S. 765–789. DOI: [10.1017/S0003055411000414](https://doi.org/10.1017/S0003055411000414). URL: <http://dx.doi.org/10.1017/S0003055411000414> (siehe S. 39).
- Imbens, Guido W. (2010). „Better LATE Than Nothing: Some Comments on Deaton (2009) and Heckman and Urzua (2009)“. In: *Journal of Economic Literature*, Bd. 48, Nr. 2, S. 399–423. DOI: [10.1257/jel.48.2.399](https://doi.org/10.1257/jel.48.2.399). URL: <http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/jel.48.2.399> (siehe S. 5).
- Imbens, Guido W. u. Joshua D. Angrist (1994). „Identification and Estimation of Local Average Treatment Effects“. In: *Econometrica*, Bd. 62, Nr. 2, S. 467–475. URL: <http://www.jstor.org/stable/2951620> (siehe S. 41, 45, 62, 65).
- Imbens, Guido W. u. Donald B. Rubin (1997). „Bayesian inference for causal effects in randomized experiments with noncompliance“. In: *The Annals of Statistics*, Bd. 25, Nr. 1, S. 305–327 (siehe S. 13).
- IMF, International Monetary Fund (2009). *Balance of Payments and International Investment Position Manual*. 6. Aufl. Intl. Monetary Fund. ISBN: 9781589068124 (siehe S. 70).
- Jo, Booil u. Amiram D. Vinokur (2011). „Sensitivity Analysis and Bounding of Causal Effects With Alternative Identifying Assumptions“. In: *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, Bd. 36, Nr. 1, S. 415–440. DOI: [10.3102/1076998610383985](https://doi.org/10.3102/1076998610383985). URL: <http://dx.doi.org/10.3102/1076998610383985> (siehe S. 64).
- Johnston, K. M., P. Gustafson, A. R. Levy u. P. Grootendorst (2008). „Use of instrumental variables in the analysis of generalized linear models in the presence of unmeasured confounding with applications to epidemiological research“. In: *Statistics in Medicine*, Bd. 27, Nr. 9, S. 1539–1556. ISSN: 1097-0258. URL: <http://dx.doi.org/10.1002/sim.3036> (siehe S. 41).
- Kang, Joseph D. Y. u. Joseph L. Schafer (2007). „Demystifying Double Robustness: A Comparison of Alternative Strategies for Estimating a Population Mean from Incomplete Data“. In: *Statistical Science*, Bd. 22, Nr. 4, S. 523–539. URL: <http://projecteuclid.org/euclid.ss/1207580167> (siehe S. 34).
- Keane, Michael P. (2010). „Structural vs. atheoretic approaches to econometrics“. In: *Journal of Econometrics*, Bd. 156, Nr. 1, S. 3–20. ISSN: 0304-4076. DOI: [10.1016/j.jeconom.2009.09.003](https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2009.09.003). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407609001948> (siehe S. 17).
- King, Charles (1999). *The Moldovans: Romania, Russia, and the Politics of Culture*. Hoover Institution Press. ISBN: 081799792X (siehe S. 80).

- Kleibergen, Frank u. Richard Paap (2006). „Generalized reduced rank tests using the singular value decomposition“. In: *Journal of Econometrics*, Bd. 133, Nr. 1, S. 97–126. ISSN: 0304-4076. DOI: [10.1016/j.jeconom.2005.02.011](https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.02.011). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407605000850> (siehe S. 98).
- Klein, Tobias J. (2010). „Heterogeneous treatment effects: Instrumental variables without monotonicity?“ In: *Journal of Econometrics*, Bd. 155, Nr. 2, S. 99–116. ISSN: 0304-4076. DOI: [10.1016/j.jeconom.2009.08.006](https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2009.08.006). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030440760900219X> (siehe S. 48, 62).
- Kolmogorov, Andrej N. (1973). *Grundbegriffe der Wahrscheinlichkeitsrechnung*. Neudruck d. Ausg. Berlin, Springer, 1933 (siehe S. iv).
- Laan, Mark J. van der u. Sherri Rose (2011). *Targeted Learning: Causal Inference for Observational and Experimental Data (Springer Series in Statistics)*. 1. Aufl. Springer. ISBN: 9781441997814 (siehe S. 17, 47, 138).
- Lee, David S. u. Thomas Lemieux (2010). „Regression Discontinuity Designs in Economics“. In: *Journal of Economic Literature*, Bd. 48, Nr. 2, S. 281–355. DOI: [10.1257/jel.48.2.281](https://doi.org/10.1257/jel.48.2.281). URL: <http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/jel.48.2.281> (siehe S. 13).
- Lehtonen, Risto u. Ari Veijanen (2009). „Chapter 31 - Design-based Methods of Estimation for Domains and Small Areas“. In: *Handbook of Statistics Sample Surveys: Inference and Analysis*. Hrsg. von C.R. Rao. Bd. 29, Part B. Handbook of Statistics. Elsevier, S. 219–249. DOI: [10.1016/S0169-7161\(09\)00231-4](https://doi.org/10.1016/S0169-7161(09)00231-4). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169716109002314> (siehe S. 30).
- Levy, Jean-Michel (2006). „Is unbiasing estimators always justified?“ In: arXiv:[hep-ph/0604133](https://arxiv.org/abs/hep-ph/0604133) [hep-ph] (siehe S. ii).
- Lewis, David (1973). *Counterfactuals*. Oxford: Blackwell Publishers (siehe S. 11).
- Li, Qi u. Thanasis Stengos (1996). „Semiparametric estimation of partially linear panel data models“. In: *Journal of Econometrics*, Bd. 71, Nr. 1-2, S. 389–397. ISSN: 0304-4076. DOI: [10.1016/0304-4076\(94\)01711-5](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01711-5). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304407694017115> (siehe S. 63).
- Li, Qi u. Aman Ullah (1998). „Estimating partially linear panel data models with one-way error components“. In: *Econometric Reviews*, Bd. 17, Nr. 2, S. 145–166. DOI: [10.1080/07474939808800409](https://doi.org/10.1080/07474939808800409). URL: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/07474939808800409> (siehe S. 63).
- Lucas, Robert E. B. u. Oded Stark (1985). „Motivations to Remit: Evidence from Botswana“. In: *Journal of Political Economy*, Bd. 93, Nr. 5, S. 901–918. ISSN: 00223808. URL: <http://www.jstor.org/stable/1833062> (siehe S. 74).
- Luecke, Matthias, Toman Omar Mahmoud u. Andreas Steinmayr (2009). *Labour migration and remittances in Moldova: Is the boom over?: Trends and preliminary findings from the IOM-CBSAXA panel household survey 2006- 2008*. Techn. Ber. Chisinau. URL: <http://hdl.handle.net/10419/32525> (siehe S. 87, 88, 91, 92).
- Lücke, Matthias, Toman Omar Mahmoud u. Pia Pinger (2007). *Patterns and Trends of Migration and Remittances in Moldova*. 1. Aufl. Mission to Moldova, Chisinau,

- Moldova: International Organization for Migration (IOM). ISBN: 9789290684091. URL: http://www.iom.md/materials/5_patterns_eng.pdf (siehe S. 74, 91, 101–106, xii–xvi).
- MaCurdy, Thomas, Xiaohong Chen u. Han Hong (2011). „Flexible Estimation of Treatment Effect Parameters“. In: *American Economic Review*, Bd. 101, Nr. 3, S. 544–51. DOI: [10.1257/aer.101.3.544](https://doi.org/10.1257/aer.101.3.544). URL: <http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/aer.101.3.544> (siehe S. 26, 61).
- Mariano, Roberto, Til Schuermann u. Melvyn J. Weeks, Hrsg. (2008). *Simulation-based Inference in Econometrics: Methods and Applications*. Cambridge University Press. ISBN: 9780521088022 (siehe S. 38).
- Marshall, Alfred ([1890]1920). *Principles of Economics. An introductory volume*. 8. Aufl. London: Macmillan u. Co. URL: <http://oll.libertyfund.org/title/1676> (Stand 11.08.2012) (siehe S. 6).
- McCullough, B.D. (2009). „Open Access Economics Journals and the Market for Reproducible Economic Research“. In: *Economic Analysis and Policy (EAP)*, Bd. 39, Nr. 1, S. 117–126. URL: <http://www.eap-journal.com.au/download.php?file=695> (siehe S. 140).
- Menzies, Peter (2009). „Counterfactual Theories of Causation“. In: *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*. Hrsg. von Edward N. Zalta. Fall 2009. Stanford University. URL: <http://plato.stanford.edu/archives/fall2009/entries/causation-counterfactual/> (Stand 11.08.2012) (siehe S. 10).
- Morgan, Stephen L. u. Christopher Winship (2007). *Counterfactuals and Causal Inference: Methods and Principles for Social Research (Analytical Methods for Social Research)*. 1. Aufl. Cambridge University Press. ISBN: 9780521671934 (siehe S. 43, 45).
- Mott, Peter (1992). „Fodor and Ceteris Paribus Laws“. In: *Mind*, Bd. 101, Nr. 402, S. 335–346. DOI: [10.1093/mind/101.402.335](https://doi.org/10.1093/mind/101.402.335). URL: <http://mind.oxfordjournals.org/content/101/402/335.full.pdf> (siehe S. 6).
- Myers, Jessica A., Jeremy A. Rassen, Joshua J. Gagne, Krista F. Huybrechts, Sebastian Schneeweiss, Kenneth J. Rothman, Marshall M. Joffe u. Robert J. Glynn (2011). „Effects of Adjusting for Instrumental Variables on Bias and Precision of Effect Estimates“. In: *American Journal of Epidemiology*, Bd. 174, Nr. 11, S. 1213–1222. DOI: [dx.doi.org/10.1093/aje/kwr364](https://doi.org/10.1093/aje/kwr364). URL: <http://dx.doi.org/10.1093/aje/kwr364> (siehe S. 50).
- Newey, Whitney K. u. Frank Windmeijer (2009). „Generalized Method of Moments With Many Weak Moment Conditions“. In: *Econometrica*, Bd. 77, Nr. 3, S. 687–719. ISSN: 1468-0262. DOI: [10.3982/ECTA6224](https://doi.org/10.3982/ECTA6224). URL: <http://dx.doi.org/10.3982/ECTA6224> (siehe S. 58).
- Newhouse, Joseph P. u. Mark McClellan (1998). „ECONOMETRICS IN OUTCOMES RESEARCH: The Use of Instrumental Variables“. In: *Annual Review of Public Health*, Bd. 19, Nr. 1, S. 17–34. DOI: [10.1146/annurev.publhealth.19.1.17](https://doi.org/10.1146/annurev.publhealth.19.1.17). URL: <http://www.annualreviews.org/doi/abs/10.1146/annurev.publhealth.19.1.17> (siehe S. 40).

- Opp, Karl-Dieter (2010). „Kausalität als Gegenstand der Sozialwissenschaften und der multivariaten Statistik“. In: *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*. Hrsg. von Christof Wolf u. Henning Best. VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 9–38. ISBN: 978-3-531-92038-2. DOI: [10.1007/978-3-531-92038-2_2](https://doi.org/10.1007/978-3-531-92038-2_2). URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-531-92038-2_2 (siehe S. 9, 10).
- Oreopoulos, Philip (2006). „Estimating Average and Local Average Treatment Effects of Education when Compulsory Schooling Laws Really Matter“. In: *American Economic Review*, Bd. 96, Nr. 1, S. 152–175. DOI: [10.1257/000282806776157641](https://doi.org/10.1257/000282806776157641). URL: <http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/000282806776157641> (siehe S. 139).
- Oreopoulos, Philip (2008). „Estimating Average and Local Average Treatment Effects of Education When Compulsory Schooling Laws Really Matter: Corrigendum“. Unveröffentlichte Arbeit. Department of Economics, University of British Columbia. URL: http://www.aeaweb.org/aer/contents/corrigenda/corr_aer.96.1.152.pdf (Stand 11.08.2012) (siehe S. 139).
- Pagan, Adrian u. Aman Ullah (1999). *Nonparametric Econometrics (Themes in Modern Econometrics)*. Cambridge University Press. ISBN: 9780521586115 (siehe S. ii).
- Pearl, Judea (1995). „Causal Diagrams for Empirical Research“. In: *Biometrika*, Bd. 82, Nr. 4, S. 669–688. ISSN: 00063444. URL: <http://www.jstor.org/stable/2337329> (siehe S. 18).
- Pearl, Judea (1998). „Graphs, Causality, and Structural Equation Models“. In: *Sociological Methods & Research*, Bd. 27, Nr. 2, S. 226–284. DOI: [10.1177/0049124198027002004](https://doi.org/10.1177/0049124198027002004). eprint: <http://smr.sagepub.com/content/27/2/226.full.pdf+html> (siehe S. 16–18, 36, 37).
- Pearl, Judea (2009). *Causality: Models, Reasoning and Inference*. 2. Aufl. Cambridge University Press. ISBN: 052189560X (siehe S. 18, 19, 26, 27, 29, 30, 44).
- Pearl, Judea (2011). *The Mediation Formula: A guide to the assessment of causal pathways in nonlinear models*. TECHNICAL REPORT R-363. University of California, Los Angeles. URL: <http://escholarship.org/uc/item/0hz9x8pc> (siehe S. 49).
- Pfeffermann, Danny (2009). „Introduction to Part 6“. In: *Handbook of Statistics Sample Surveys: Inference and Analysis*. Hrsg. von C.R. Rao. Bd. 29, Part B. Handbook of Statistics. Elsevier, S. 423–429. DOI: [10.1016/S0169-7161\(09\)70057-4](https://doi.org/10.1016/S0169-7161(09)70057-4). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169716109700574> (siehe S. 25, 30, 34).
- Pfeffermann, Danny u. Michail Sverchkov (2009). „Chapter 39 - Inference under Informative Sampling“. In: *Handbook of Statistics Sample Surveys: Inference and Analysis*. Hrsg. von C.R. Rao. Bd. 29, Part B. Handbook of Statistics. Elsevier, S. 455–487. DOI: [10.1016/S0169-7161\(09\)00239-9](https://doi.org/10.1016/S0169-7161(09)00239-9). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169716109002399> (siehe S. 21–23, 25, 31–33).
- Pfeffermann, Danny, Abba M. Krieger u. Yosef Rinott (1998). „Parametric distributions of complex survey data under informative probability sampling“. In: *Statistica Sinica*. URL: <http://www3.stat.sinica.edu.tw/statistica/oldpdf/A8n45.pdf> (siehe S. 25, 31, 32, 34).

- Piracha, Matloob u. Amrita Saraogi (2011). *Motivations for Remittances: Evidence from Moldova*. IZA Discussion Papers 5467. Institute for the Study of Labor (IZA). URL: <http://ideas.repec.org/p/iza/izadps/dp5467.html> (siehe S. 71, 73, 74).
- Poppe, Robert (2007). *The matching approach on expenditure patterns of migrant households: evidence from Moldova*. Kiel advanced studies working papers 444. Kiel. URL: <http://hdl.handle.net/10419/27021> (siehe S. 94).
- Pospiech, Matthias (2012). *Koma Script Version 3.x*. Hrsg. von Matthias Pospiech. URL: <http://www.matthiaspospiech.de/download/latex/vorlagen/allgemein/LaTeX-Vorlage3.zip> (Stand 11. 08. 2012) (siehe S. 3).
- Protsyk, Oleh (2012). „Secession and hybrid regime politics in transnistria“. In: *Communist and Post-Communist Studies*, Bd. 45, Nr. 1–2, S. 175–182. ISSN: 0967-067X. DOI: 10.1016/j.postcomstud.2012.03.003. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0967067X1200013X> (siehe S. 80).
- Racine, Jeffrey S. (2008). *Nonparametric Econometrics: A Primer (Foundations and Trends(R) in Econometrics)* (siehe S. 30).
- Reiersøl, Olav (1941). „Confluence Analysis by Means of Lag Moments and Other Methods of Confluence Analysis“. In: *Econometrica*, Bd. 9, Nr. 1, S. 1–24. ISSN: 00129682. URL: <http://www.jstor.org/stable/1907171> (siehe S. 39, 40).
- Reiersøl, Olav (1945). *Confluence analysis by means of instrumental sets of variables (Arkiv för matematik, astronomi och fysik)*. Almquist & Wiksells (siehe S. 40).
- Reinecke, Jost u. Andreas Pöge (2010). „Strukturgleichungsmodelle“. In: *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*. Hrsg. von Christof Wolf u. Henning Best. VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 775–804. ISBN: 978-3-531-92038-2. DOI: 10.1007/978-3-531-92038-2_29. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-531-92038-2_29 (siehe S. 56).
- Reiss, Julian (2005). „Causal Instrumental Variables and Interventions“. In: *Philosophy of science*, Bd. 72, Nr. 5, S. 964–976. DOI: 10.1086/508953. URL: <http://dx.doi.org/10.1086/508953> (siehe S. 38).
- Reiss, Julian (2009). „Counterfactuals, thought experiments, and singular causal analysis in history“. In: *Philosophy of science*, Bd. 76, Nr. 5, S. 712–723. URL: <http://www.jstor.org/stable/10.1086/605826?ai=t9&af=R> (siehe S. 10).
- Rodriguez, Edgard R. (1996). „International Migrants’ Remittances in the Philippines“. In: *The Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d’Economie*, Bd. 29, S427–S432. ISSN: 00084085. URL: <http://www.jstor.org/stable/136081> (siehe S. 73).
- Rosenbaum, Paul R. (2010). *Observational Studies (Springer Series in Statistics)*. 2. Aufl. Springer. ISBN: 1441931910 (siehe S. 19).
- Rosenbaum, Paul R. u. Donald B. Rubin (1983). „The central role of the propensity score in observational studies for causal effects“. In: *Biometrika*, Bd. 70, Nr. 1, S. 41–55. DOI: 10.1093/biomet/70.1.41. URL: <http://biomet.oxfordjournals.org/cgi/doi/10.1093/biomet/70.1.41> (siehe S. 19, 26, 29).
- Rubin, Donald B. (1974). „Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Nonrandomized Studies“. In: *Journal of educational Psychology*, Bd. 66, Nr. 5,

- S. 688–701. DOI: [10.1037/h0037350](https://doi.org/10.1037/h0037350). URL: <http://www.eric.ed.gov/ERICWebPortal/detail?accno=EJ118470> (siehe S. 19, 29).
- Rubin, Donald B. (1977). „Assignment to Treatment Group on the Basis of a Covariate“. In: *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, Bd. 2, Nr. 1, S. 1–26. DOI: [10.3102/10769986002001001](https://doi.org/10.3102/10769986002001001). URL: <http://dx.doi.org/10.3102/10769986002001001> (siehe S. 19).
- Schiffer, Stephen (1991). „Ceteris Paribus Laws“. In: *Mind*. New Series, Bd. 100, Nr. 1, S. 1–17. ISSN: 00264423. DOI: [10.1093/mind/C.397.1](https://doi.org/10.1093/mind/C.397.1). URL: <http://www.jstor.org/stable/2254980> (siehe S. 6).
- Schmidt, Klaus D. (2011). *Maß und Wahrscheinlichkeit (Springer-Lehrbuch)*. 2. Aufl. Springer, Berlin. ISBN: 9783642210259 (siehe S. iv, v).
- Schneider, Christina (2012). „Skript zur Vorlesung Maß- und Wahrscheinlichkeitstheorie. Teil II: Wahrscheinlichkeitstheorie“. Vorlesung. LMU München, Institut für Statistik. URL: http://www.statistik.lmu.de/~christin/Skript_Teil2.pdf (Stand 11.08.2012) (siehe S. vi, vii).
- Schuster, Tibor (2010). „Verteilungsbasierte kausale Inferenzmodelle zur Schätzung von Therapieeffekten in randomisierten kontrollierten klinischen Studien“. Diss. Ludwig-Maximilians-Universität München, S. 132. URL: <http://edoc.ub.uni-muenchen.de/11034/> (siehe S. 20).
- Scott, Alastair u. Chris Wild (2009). „Chapter 38 – Population-Based Case-Control Studies“. In: *Handbook of Statistics Sample Surveys: Inference and Analysis*. Hrsg. von C.R. Rao. Bd. 29, Part B. Handbook of Statistics. Elsevier, S. 431–453. DOI: [10.1016/S0169-7161\(09\)00238-7](https://doi.org/10.1016/S0169-7161(09)00238-7). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169716109002387> (siehe S. 26).
- Shikano, Susumu (2010). „Einführung in die Inferenz durch den nichtparametrischen Bootstrap“. In: *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*. Hrsg. von Christof Wolf u. Henning Best. VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 191–204. ISBN: 978-3-531-92038-2. DOI: [10.1007/978-3-531-92038-2_9](https://doi.org/10.1007/978-3-531-92038-2_9). URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-531-92038-2_9 (siehe S. 37).
- Sims, Christopher A. (2010). „But Economics Is Not an Experimental Science“. In: *Journal of Economic Perspectives*, Bd. 24, Nr. 2, S. 59–68. DOI: [10.1257/jep.24.2.59](https://doi.org/10.1257/jep.24.2.59). URL: <http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/jep.24.2.59> (siehe S. 5).
- Skinner, C. J. (1994). „Sample models and weights“. In: *Proceedings of the Section on Survey Research Methods*. URL: https://www.amstat.org/sections/srms/Proceedings/papers/1994_018.pdf (siehe S. 21, 23, 31).
- Smith, Robert B. (2011). *Multilevel Modeling of Social Problems: A Causal Perspective*. 1. Aufl. Springer. ISBN: 9789048198542 (siehe S. 9, 10, 14, 16, 26).
- Staiger, Douglas u. James H. Stock (1997a). „Instrumental Variables Regression with Weak Instruments“. In: *Econometrica*, Bd. 65, Nr. 3, S. 557–586. ISSN: 00129682. URL: <http://www.jstor.org/stable/2171753> (siehe S. 51).

- Staiger, Douglas u. James H. Stock (1997b). „Instrumental Variables Regression with Weak Instruments“. In: *Econometrica*, Bd. 65, Nr. 3, S. 557–586. ISSN: 00129682. URL: <http://www.jstor.org/stable/2171753> (siehe S. 58).
- Stock, James H. u. Francesco Trebbi (2003). „Retrospectives: Who Invented Instrumental Variable Regression?“ In: *Journal of Economic Perspectives*, Bd. 17, Nr. 3, S. 177–194. DOI: 10.1257/089533003769204416. URL: <http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/089533003769204416> (siehe S. 40).
- Stock, James H. u. Motohiro Yogo (2002). *Testing for Weak Instruments in Linear IV Regression*. Working Paper 284. National Bureau of Economic Research. URL: <http://www.nber.org/papers/t0284> (siehe S. 53).
- Stock, James H. u. Motohiro Yogo (2005). „Testing for Weak Instruments in Linear IV Regression“. In: *Identification and Inference for Econometric Models*. Essays in Honor of Thomas Rothenberg. Cambridge University Press, S. 80–108. ISBN: 978-0-511-11514-1. DOI: 10.1017/CB09780511614491. URL: <http://dx.doi.org/10.1017/CB09780511614491> (siehe S. 53).
- Thistlethwaite, Donald L. u. Donald T. Campbell (1960). „Regression-discontinuity analysis: An alternative to the ex post facto experiment.“ In: *Journal of Educational Psychology*, Bd. 51, Nr. 6, S. 309–317. ISSN: 0022-0663. URL: <http://www.redi-bw.de/db/ebsco.php/search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=pdh&AN=edu-51-6-309&site=ehost-live> (siehe S. 13).
- United Nations (2005). *Household Sample Surveys in Developing and Transition Countries*. Studies in Methods, Series F 96. United Nations, Department of Economic u. Social Affairs, Statistics Division. URL: http://unstats.un.org/unsd/hhsurveys/pdf/Household_surveys.pdf (siehe S. 35).
- Vaaler, Paul M. (2011). „Immigrant remittances and the venture investment environment of developing countries“. In: *Journal of International Business Studies*, Bd. 42, Nr. 9, S. 1121–1149. ISSN: 0047-2506. DOI: 10.1057/jibs.2011.36. URL: <http://dx.doi.org/10.1057/jibs.2011.36> (siehe S. 70).
- Vaart, A. W. van der (2000). *Asymptotic Statistics (Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics)*. Cambridge University Press. ISBN: 9780521784504 (siehe S. iii).
- Wasserman, Larry (2010). *All of Nonparametric Statistics (Springer Texts in Statistics)*. Springer. ISBN: 1441920447 (siehe S. 37).
- Weisberg, Herbert I. (2010). *Bias and Causation: Models and Judgment for Valid Comparisons (Wiley Series in Probability and Statistics)*. 1. Aufl. Wiley. ISBN: 9780470286395 (siehe S. 14–16, 36).
- Wengenroth, Jochen (2008). *Wahrscheinlichkeitstheorie (de Gruyter Lehrbuch)*. 1. Aufl. De Gruyter. ISBN: 9783110203585 (siehe S. viii).
- Wikipedia (2012a). *Inverse probability weighting* — *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. URL: http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Inverse_probability_weighting&oldid=502856691 (Stand 16.08.2012) (siehe S. 27).

- Wikipedia (2012b). *Likelihood function* — *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. URL: http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Likelihood_function&oldid=498510740 (Stand 16.08.2012) (siehe S. 31).
- Wilcox, Rand R. (2009). *Basic Statistics: Understanding Conventional Methods and Modern Insights*. 1. Aufl. Oxford University Press, USA. ISBN: 9780195315103 (siehe S. 36).
- Winker, Peter (2010). „Residuenanalyse und Überprüfung der Modellannahmen“. In: *Empirische Wirtschaftsforschung und Ökonometrie*. Springer-Lehrbuch. Springer, Berlin, S. 163–195. ISBN: 978-3-642-14507-0. DOI: [10.1007/978-3-642-14507-0_8](https://doi.org/10.1007/978-3-642-14507-0_8). URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-14507-0_8 (siehe S. 35, 36).
- Wolf, Christof u. Henning Best (2010). „Lineare Regressionsanalyse“. In: *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*. Hrsg. von Christof Wolf u. Henning Best. VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 607–638. ISBN: 978-3-531-92038-2. DOI: [10.1007/978-3-531-92038-2_24](https://doi.org/10.1007/978-3-531-92038-2_24). URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-531-92038-2_24 (siehe S. 52).
- Wooldridge, Jeffrey M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. 2. Aufl. The MIT Press. URL: <http://EconPapers.repec.org/RePEc:mtp:titles:0262232588> (siehe S. 55, 56, 64, 66, 67).
- Wright, Philip G. (1928). *The tariff on animal and vegetable oils*. New York: The Macmillan company (siehe S. 39).
- Yu, Keming, Zudi Lu u. Julian Stander (2003). „Quantile Regression: Applications and Current Research Areas“. In: *Journal of the Royal Statistical Society. Series D (The Statistician)*, Bd. 52, Nr. 3, S. 331–350. ISSN: 00390526. URL: <http://www.jstor.org/stable/4128208> (siehe S. 60).
- Zellner, Arnold (1962). „An Efficient Method of Estimating Seemingly Unrelated Regressions and Tests for Aggregation Bias“. In: *Journal of the American Statistical Association*, Bd. 57, Nr. 298, S. 348–368. ISSN: 01621459. URL: <http://www.jstor.org/stable/2281644> (siehe S. 53).
- Zellner, Arnold u. H. Theil (1962). „Three-Stage Least Squares: Simultaneous Estimation of Simultaneous Equations“. In: *Econometrica*, Bd. 30, Nr. 1, S. 54–78. ISSN: 00129682. URL: <http://www.jstor.org/stable/1911287> (siehe S. 55).

A Anhang

A.1 Eigenschaften von Schätzern

Die Zufallsvariablen X_1, \dots, X_n gehören einer Verteilungsfamilie mit dem unbekannten Parameter θ an ($X_1, \dots, X_n \sim P_\theta$). P_θ steht für eine Verteilungsfamilie (z.B. Normalverteilung). Eine Funktion $d(X_1, \dots, X_n)$ ist eine Schätzfunktion und $d(x_1, \dots, x_n)$ ist der zugehörige Schätzwert. Diese Funktion wird mit $\hat{\theta} = d(X_1, \dots, X_n)$ bezeichnet.

A.1.1 Erwartungstreue

Der Schätzer $\hat{\theta}$ wird genau dann als *erwartungstreu* für den Parameter θ bezeichnet, wenn für alle zulässigen Parameter θ der folgende Zusammenhang gilt:

$$E_\theta(\hat{\theta}) = \theta \quad (\text{A.1})$$

Des Weiteren kann eine Folge von Schätzern $\hat{\theta}_n$ als asymptotisch erwartungstreu für den Parameter θ bezeichnet werden, wenn für alle zulässigen Parameter θ der folgende Zusammenhang gilt:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E_\theta(\hat{\theta}_n) = \theta \quad (\text{A.2})$$

A.1.2 Bias oder Verzerrung

Die Differenz zwischen Schätzer und wahren Wert wird, wenn sie existiert, als Verzerrung oder Bias bezeichnet.

$$\text{Bias}_\theta(\hat{\theta}) = E_\theta(\hat{\theta}) - \theta \quad (\text{A.3})$$

Ein erwartungstreuer Schätzer hat die Eigenschaft, dass die Verzerrung nicht existiert und damit für alle zulässigen Parameter θ einer Verteilungsfamilie $\text{Bias}_\theta(\hat{\theta}) = 0$ gilt.

A.1.3 Konsistenz

Die Konsistenz ist ein Maß, dass die Qualität von Schätzern messen soll. Hierfür wird für Mittelwertschätzer der *Mean-Squared-Error* (MSE) verwendet:

$$\text{MSE}_\theta(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta} - \mu)^2 = \text{Var}_\theta(\hat{\theta}) + (\text{Bias}_\theta(\hat{\theta}))^2 \quad (\text{A.4})$$

Es gilt, dass eine Folge von Schätzern $\hat{\Theta}_n$ MSE-konsistent für den Parameter θ ist, wenn für alle zulässigen θ

$$\lim_{n \rightarrow \infty} MSE_{\theta}(\hat{\Theta}_n) = 0 \quad (\text{A.5})$$

zutrifft.

A.1.4 Asymptotische Effizienz

Ein Schätzer $\hat{\theta}$ wird als asymptotisch optimal und effizient für den wahren Wert θ bezeichnet, wenn er die folgende Eigenschaft besitzt:

$$\left(\frac{\hat{\theta}}{\theta} \right) \xrightarrow{p} 1 \quad \text{für } n \rightarrow \infty \quad (\text{A.6})$$

Das heißt, dass wenn der Stichprobenumfang n gegen unendlich geht, sich Schätzer und wahrer Wert soweit annähern, dass das Verhältnis beider in Wahrscheinlichkeit gegen eins konvergiert. Die Verwendung von asymptotischen Merkmalen dient dazu, die Qualität von Schätzern und deren Eigenschaften im Allgemeinen zu bewerten.

A.1.5 Interpretation

Es bleibt zu beachten, dass diese Ergebnisse sich ausschliesslich auf die mathematischen Eigenschaften eines Schätzers beziehen und eine Unterscheidung zwischen theoretisch asymptotischen und Schätzern in endlichen Stichproben gemacht werden muss. Außerdem gibt es oftmals einen Zielkonflikt der Minimierungsfunktionen von Varianz und Verzerrung eines Schätzers. Sowohl die Varianz als auch die Verzerrung sollen minimal sein (Levy 2006). Denn Varianz und Verzerrung stehen beispielsweise bei Kreuzvalidierungs-Methoden in einem umgekehrt proportionalen Verhältnis.¹ Das heißt, dass je größer der Bias, desto kleiner die Varianz und je größer die Varianz, desto kleiner der Bias.

A.2 Herleitung und Beweis der Konsistenz von Extremwertschätzern

Es soll für ein beliebiges statistisches Modell ein Parameter geschätzt werden. Dafür muss der Parameter gewisse Regularitätsbedingungen erfüllen. Der Parameter θ muss ein Element der Parametermenge Θ sein und dieser wiederum eine Teilmenge des d -dimensionalen Parameterraumes \mathcal{R}^d . θ ist entweder eine Funktion von Zufallsvariablen

¹ Kreuzvalidierung (*Cross-Validation*) bezeichnet ein Verfahren, um bei Kerndichteschätzern die Bandbreite zu schätzen (vgl. für eine formale Darstellung Hall et al. 2004; Horowitz 2009, S. 44ff, 233ff; Pagan u. Ullah 1999). Die Bandbreite ist ein Glättungsparameter und bestimmt – ähnlich wie in einem Histogramm die Balkenbreite – in welchem Umfang der lokale Kerndichteschätzer Werte, die um den zu schätzenden Wert liegen, in die Schätzung einbezieht.

oder eine deterministische Funktion (A.7) (vgl. Vaart 2000, S. 44ff).

$$\theta \in \Theta \subset \mathcal{R}^d, \quad \theta \mapsto Q_n(\theta), \quad \theta \mapsto Q(\theta) \quad (\text{A.7})$$

Der Extremwertschätzer kann nun folgendermaßen bezeichnet werden:

$$\hat{\theta}_n \in \arg \min_{\theta} Q_n(\theta) \quad \text{und} \quad \theta_0 \in \arg \min_{\theta} Q(\theta) \quad (\text{A.8})$$

und es wird ein Theorem mit folgender Konvergenzaussage benötigt:

$$Q_n \approx Q \quad \Rightarrow \quad \hat{\theta} \approx \theta_0$$

Theorem 1. *wenn die folgenden Voraussetzungen gegeben sind*

$$\inf_{\|\theta - \theta_0\| > \varepsilon} Q(\theta) > Q(\theta_0) \quad \forall \varepsilon > 0 \quad (\text{Identifizierbarkeit}) \quad (\text{A.9})$$

$$\Delta_n = \sup_{\theta \in \mathcal{H}} \|Q_n(\theta) - Q(\theta)\| \xrightarrow{p} 0 \quad (\text{Uniforme Konvergenz}) \quad (\text{A.10})$$

$$\text{dann gilt:} \quad \hat{\theta}_n = \theta_0 + o_P(1) \quad (\text{A.11})$$

Das heißt, dass der Schätzer $\hat{\theta}_n$ seinem wahren Wert θ_0 und einem zusätzlich additiven Term entspricht ($o_P(1)$). Der Term $o_P(1)$ besagt, dass eine Sequenz von Zufallsvektoren in Wahrscheinlichkeit gegen Null konvergiert (vgl. ebd., S. 12f).

A.2.1 Identifizierbarkeit

Die Bedingung der Identifizierbarkeit (A.9) stellt sicher, dass der kleinste Abstand (Infimum) zwischen Schätzfunktion und wahrer Funktion existiert und beide dadurch nicht identisch sind. Das heißt, dass beide Werte eindeutig definiert sind. Identifizierbarkeit ist eine Voraussetzung, um asymptotische Eigenschaften des Schätzers $\hat{\theta}$ zu bestimmen.

A.2.2 Uniforme Konvergenz

Die Bedingung der uniformen Konvergenz (A.10) spezifiziert, dass der maximale Abstand (Supremum) zwischen Schätzfunktion und wahrer Funktion asymptotisch in Wahrscheinlichkeit gegen null konvergiert. Dies ist notwendig, damit das Schätzproblem wohldefiniert und identifiziert ist.¹

¹ Weitere Erkenntnisse über die asymptotische Statistik, Definitionen sowie Beweise sind in Vaart (2000) zu finden.

A.3 Erläuterungen zur Wahrscheinlichkeitstheorie

A.3.1 Begriffsdefinition Wahrscheinlichkeit

Die heutige Bedeutung und Verwendung des Wahrscheinlichkeitsbegriffs basiert in weiten Teilen auf dem Axiomensystem von Kolmogoroff und ist die Grundlage der Wahrscheinlichkeitstheorie (Kolmogorov 1973). Dieses Axiomensystem ist effizient und widerspruchsfrei und definiert die Wahrscheinlichkeit als normiertes Maß, das den beobachteten Ereignissen eine reelle Zahl zuordnet und die Eigenschaften der Nichtnegativität, Normiertheit und Additivität besitzt. Es gilt, dass für jede Ergebnismenge Ω sowohl im endlichen als auch im unendlichen Fall jedem Elementarereignis ein positive Zahl zugeordnet wird, die endliche oder unendliche Summe der Wahrscheinlichkeiten immer absolut konvergent ist. Dann ist es möglich eine Wahrscheinlichkeitsverteilung P auf $\mathcal{P}(\Omega)$ zu erstellen (Büchter u. Henn 2007, S. 184ff).

A.3.2 Erwartungswert

Schmidt (2011, S. 54) definiert den Erwartungswert allgemein über die Wahrscheinlichkeitstheorie.

Theorem 2. *Eine Zufallsvariable X mit der Abbildungseigenschaft $X : (\Omega, \mathcal{A}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathcal{B})$ die bezüglich P integrierbar ist, wird als **Erwartungswert** von X bezeichnet:*

$$E(X) \equiv \int X \, dP = \int_{\mathbb{R}} x \, dP_X(x) \quad (\text{A.12})$$

A.3.3 Bedingter Erwartungswert

A.3.3.1 Bedingte Wahrscheinlichkeit

Die bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilung wird mit $P(A \mid B)$ bezeichnet und gibt intuitiv an, dass Ereignis A eintritt und bekannt ist, dass Ereignis B bereits eingetreten ist. Die Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilung erfolgt über:

$$P(A \mid B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (\text{A.13})$$

A.3.3.2 Elementare bedingter Erwartungswert

Der bedingte Erwartungswert wird definiert als:

$$\mathbb{E}_P[Y \mid B] \quad (\text{A.14})$$

und drückt intuitiv den Erwartungswert von Y aus, wenn man weiss, dass Ereignis B bereits eingetreten ist und die Berechnung von $\mathbb{E}_P[Y \mid B]$ erfolgt über:

$$\mathbb{E}_P[Y \mid B] = \frac{1}{P(B)} \int_B Y \, dP \quad \text{mit } P(B) \neq 0 \quad (\text{A.15})$$

A.3.3.3 Allgemeiner bedingter Erwartungswert

Der allgemeine bedingte Erwartungswert ist eine wahrscheinlichkeitstheoretische Formulierung und bezieht sich auf den Informationsgehalt einer σ -Algebra. Er ist nicht direkt mit dem über bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilungen berechneten Erwartungswert zu vergleichen.

A.3.4 Maßtheoretische Grundlagen

A.3.5 Lebesgue-Integral

Das Lebesgue-Integral besitzt im Vergleich zum Riemann-Integral die Eigenschaft, dass es ein Integral über einen Maßraum $(\Omega, \mathcal{A}, \mu)$ für messbare Funktionen definiert (Schmidt 2011, S. 109).

A.3.5.1 Zufallsvariablen

In der Ökonometrie und Statistik wird oftmals die folgende Bezeichnung für Zufallsvariablen gegeben: X ist eine standardnormalverteilte Zufallsvariable oder auch kurz $X \sim \mathcal{N}(0; 1)$. Die mathematische Formulierung dafür lautet: Es existiert ein Maßraum (Ω, \mathcal{A}) und ein Wahrscheinlichkeitsmaß \mathcal{P} auf $((\Omega), \mathcal{A})$. \mathcal{A} bezeichnet eine σ -Algebra. X ist dann ein \mathcal{A} -messbare Funktion

$$X : \Omega \longrightarrow \mathcal{R} \quad (\text{A.16})$$

und das Bildmaß von \mathcal{P} unter X ist (die Verteilung von X)

$$\mathcal{P}_X := X(\mathcal{P}) = \mathcal{N}(0,1) \quad (\text{A.17})$$

Daraus folgt, dass gilt:

$$\mathcal{P}(X^{-1}(B)) = (\mathcal{N}(0,1))(B) \quad \forall B \in \mathcal{B} \quad (\text{A.18})$$

\mathcal{B} bezeichnet die zugehörige Borel- σ -Algebra. (vgl. Skript: Teil I: Maß- und Integrationstheorie, Robert Hable WS09,10)

A.3.6 Statistisches Modell

Im Allgemeinen bezeichnet ein statistisches Modell ein Tripel $(\mathcal{X}, \mathcal{F}, \mathcal{P}_\theta : \theta \in \Theta)$. Dies besteht aus einem messbaren Raum $(\mathcal{X}, \mathcal{F})$ und \mathcal{P}_θ ist auf $(\mathcal{X}, \mathcal{F})$ für $\theta \in \Theta$ ein Wahr-

scheinlichkeitsmaß. Das statistische Modell besteht aus einer Familie \mathcal{P} von Verteilungen und kann folgendermaßen formuliert werden:

$$\mathcal{P} = \mathbb{P}_\theta : \theta \in \Theta \quad (\text{A.19})$$

Θ bezeichnet den Parameterraum und \mathbb{P}_θ ist für alle $\theta \in \Theta$ ein Wahrscheinlichkeitsmaß (Czado u. Schmidt 2011, S. 37ff).¹

A.3.6.1 Parametrisches Modell

Ein statistisches Modell wird dann als parametrisch bezeichnet, wenn für den Parameterraum Θ gilt, dass er ein Element der reellen Zahlen (oder kartesisches Produkte davon) ist ($\Theta \subseteq \mathbb{R}^d$). Die Menge der Verteilungen wird mit \mathcal{P} und Elemente dieser Menge werden über den Parameter $\theta \in \Theta$ gekennzeichnet. Alle in Θ enthaltenen Parameterwerte (Gesamtheit) stellen den Parameterraum dar. Die Parametrisierung ist eine bijektive Abbildung von \mathcal{P} in Θ .² Eine zweiparametrische Verteilung ist beispielsweise die eindimensionale Normalverteilung:

$$\{N(\mu, \sigma^2) : \mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 > 0\}, \text{ mit } \Theta = \mathbb{R} \times \mathbb{R}_+ \subset \mathbb{R}^2 \quad (\text{A.20})$$

Ein statistisches Modell wird als parametrisch bezeichnet, wenn $\Theta \in \mathbb{R}^d$. Liegt der Fall vor, dass $\Theta \in \mathbb{R}$, dann ist das Modell einparametrisch. Es kann des Weiteren auch zwischen diskreten und stetigen Modellen unterschieden werden. Das Modell ist diskret, wenn \mathcal{X} abzählbar und stetig, wenn $\mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^k$ und damit messbar ist. Damit diese Bedingung erfüllt ist, muss jede Verteilungsannahme oder Familie von Wahrscheinlichkeitsmaßen \mathcal{P}_θ eine Dichte f_θ zu einem Lebesgue-Maß besitzen (vgl. Schneider 2012, S. 29ff; Birkner 2008; Czado u. Schmidt 2011, S. 37ff).

A.3.6.2 Identifizierbarkeit im statistischen Modell

Ein statistisches Modell besteht aus Verteilungsfamilien und wenn es nun möglich ist, dieses Modell zu parametrisieren, dann müssen die gesuchten Parameter interpretierbar und eindeutig sein. Enthält das Modell Parameter die nicht mehr eindeutig sind, dann sind diese nicht identifiziert. Ein statistisches Modell \mathcal{P} gilt dann als identifizierbar, wenn für alle $\theta_1, \theta_2 \in \Theta$ die folgende Eigenschaft zutrifft (Czado u. Schmidt 2011, S. 40f):

$$\theta_1 \neq \theta_2 \Rightarrow \mathbb{P}_{\theta_1} \neq \mathbb{P}_{\theta_2} \quad (\text{A.21})$$

¹ Siehe Büchter u. Henn (2007, S. 198) für eine kurze Einführung und Beispiele über die stochastische Modellbildung.

² Eine bijektive Funktion besitzt die Eigenschaft, dass sie immer invertierbar ist. Das heißt, dass eine Umkehrfunktion existiert.

Die zugrunde gelegte Verteilungsannahme stellt eine Menge \mathcal{P} von Verteilungen über einen Mess- oder Stichprobenraum $(\mathcal{X}, \mathcal{F})$ dar. Diese wird dann mit $(\mathcal{X}, \mathcal{F}, \mathcal{P}_\theta)$ bezeichnet und \mathcal{P} stellt eine Teilmenge der Mengen aller Wahrscheinlichkeitsmaße auf $(\mathcal{X}, \mathcal{F})$. Im Rahmen der statistischen Inferenz oder Schätzung ist es dann notwendig eine spezifische Teilmenge von \mathcal{P} auszuwählen, so dass diese aus den erhobenen Daten \mathcal{X} sinnvoll erklärt werden kann (vgl. Schneider 2012, S. 29ff; vgl. Cameron u. Trivedi 2005, S. 29ff).

A.3.7 Definition Teststatistik

Eine Statistik oder Teststatistik ist eine Funktion von Daten die im Allgemeinen folgendermaßen dargestellt werden kann:

$$T := T(\mathbf{X}) \tag{A.22}$$

Die Daten werden durch den Zufallsvektor $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)^T$ beschrieben und die beobachteten oder erhobenen Datenwerte sind Realisationen von \mathbf{X} . Die Funktion T ist eine Zufallsvariable (Czado u. Schmidt 2011, S. 43; Birkner 2008, S. 4).

A.3.8 Frequentistischer Wahrscheinlichkeitsbegriff

Im Falle, dass Wahrscheinlichkeiten über Experimente oder Versuche erlangt werden und das Gesetz der großen Zahlen Anwendung findet, dann werden diese als frequentistische Wahrscheinlichkeiten bezeichnet. Diese stellen nicht die wahren Wahrscheinlichkeiten dar, sondern sind deren Schätzer. Das Gesetz der großen Zahlen ist deshalb relevant, weil der empirische Versuch im Allgemeinen wiederholbar sein muss, um stabile Schätzungen zu erhalten. Dies lässt sich auf die Annahme der Gleichwahrscheinlichkeit zurückführen.¹ Es handelt sich beim frequentistischen Wahrscheinlichkeitsbegriff um ein empirisches Modell, das aus den beobachteten Daten die Wahrscheinlichkeiten erlangt und somit nach dem Zufallsexperiment stattfindet. Diese Wahrscheinlichkeiten werden über relative Häufigkeiten berechnet. Im Allgemeinen wird unterschieden zwischen dem Laplace-Wahrscheinlichkeitsansatz, dem frequentistischen Wahrscheinlichkeitsansatz und dem subjektiven Wahrscheinlichkeitsansatz (Büchter u. Henn 2007, S. 179ff).

A.3.9 Integration

Die Berechnung von Wahrscheinlichkeiten kann über das Maß Flächeninhalt geschehen. Hierbei wird über eine Dichtefunktion der Wahrscheinlichkeit integriert und die berechnete Fläche entspricht der Wahrscheinlichkeit des gesuchten Ereignisses (ebd., S. 192). In der

¹ Siehe beispielsweise Laplace-Wahrscheinlichkeiten bei Zufallsexperimenten, die den frequentistischen Ansatz empirisch gut abbilden können. Laplace-Wahrscheinlichkeiten sind ein theoretisches Modell über das Verhalten von objektiven Wahrscheinlichkeiten und werden vor der Durchführung des Zufallsexperimentes festgelegt.

Wahrscheinlichkeitstheorie wird das Integral $\int X \, d\mu$ als eine messbare Abbildung X von dem Messraum auf den Wertebereich: $(\Omega, \mathcal{A}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathbb{B})$ bezeichnet (Wengenroth 2008, S. 34–59). Die Integrationstheorie ist ein wesentliches Werkzeug in der Wahrscheinlichkeitstheorie und Stochastik. Das Integral $\int X \, d\mu$ stellt den Schwerpunkt der Verteilung \mathcal{P}_θ dar und entspricht damit dem in der Stochastik wichtigen Mittelwert (ebd., S. 54f).

A.3.9.1 Integration über Erwartungswerte

Sofern mehrfach über Erwartungswerte integriert wird, handelt es sich um die Berechnung der gemeinsamen Verteilungsfunktion von stetigen Zufallsvariablen. Die Berechnung des Erwartungswertes mit stetigen Zufallsvariablen wird über Integrale vollzogen und die Bildung von Integralen über eine Menge von Erwartungswerten oder bedingten Erwartungswerten stellt die Berechnung der Mittelwerte von Erwartungswerten dar. Dies kann man sich beispielsweise so vorstellen, dass wenn in Untergruppen bedingte Erwartungen vorliegen und nun der durchschnittliche Effekt über mehrere Gruppen von Interesse ist, dann muss der Erwartungswert über Erwartungswerte gebildet werden. Dies ist beispielsweise relevant für die Berechnung, Herleitung und Identifikation des nichtparametrischen lokalen Behandlungseffektes mittels Instrumentalvariablen (vgl. Frölich 2007).

A.3.10 Dichtefunktion

Dichtefunktionen können dazu dienen eine Wahrscheinlichkeitsverteilung zu definieren. Hierbei ist die Dichtefunktion eine auf \mathbb{R} nichtnegative und integrierbare Funktion f mit dem Integralwert $\int_{-\infty}^{\infty} f(x) \, dx = 1$. Hierbei ist in diesem Falle notwendig, dass das interessierende Ereignis aus einer endlichen oder abzählbar unendlichen Vereinigung von Intervallen besteht. Im überabzählbaren Falle muss das Lebesgue-Integral verwendet werden, das den Integralbegriff verallgemeinert. (Büchter u. Henn 2007, S. 193).¹

A.3.11 Zufallsvariable

Die Zufallsvariable wird in der Stochastik meistens mit Großbuchstaben bezeichnet und deren Realisationen mit Kleinbuchstaben. Die Zufallsgröße stellt eine Funktion dar, die allen Elementen der Ergebnismenge eine reelle Zahl zuordnet. Diese lässt sich beispielsweise formal durch eine Zufallsvariable Z und einer Ergebnismenge Ω zeigen (ebd., S. 276ff):

$$Z : \Omega \rightarrow \mathbb{R}, \quad \omega \rightarrow Z(\omega) \quad (\text{A.23})$$

A.3.11.1 Induzierte Wahrscheinlichkeitsverteilung

Damit die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses berechnet werden kann, müssen alle Urbilder gesucht und deren Wahrscheinlichkeiten addiert werden. Z ist nicht *eindeutig* und es

¹ Siehe Büchter u. Henn (2007, S. 280f) für eine Definition der Verteilungsfunktion.

kann zu einem spezifischen n mehrere Urbilder geben. Die Urbildmenge ist definiert durch (Büchter u. Henn 2007, S. 277ff):

$$Z^{-1}(n) := \{\omega \in \Omega \mid Z(\omega) = n\} \quad (\text{A.24})$$

A.4 Ergänzende Abbildungen und Tabellen

Abbildung A.1: Geographie der Administration der Republik Moldau mit Regierungsbezirken
 Quelle: Andrein (2012a)



Abbildung A.2: Geographie der Administration der Republik Moldau mit Entwicklungsregionen und Regierungsbezirken
 Quelle: Andrein (2012b)



Tabelle A.1: Schulanwesenheit als potentielle abhängige binäre Variable auf Individualebene. Unterteilung in Altersklassen und Geschlecht. Unterscheidung in Nicht-Migrationshaushalte, **Migrationshaushalte** und deren Verteilung auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|-------------------------|----------------------------------|---------------|-----------------------|---------------|----------------------|---------------|----------------------------------|---------------|
| | (1) Nicht-MHH | | (2) Migrations-HH | | (3) Nicht-MHH | | (4) Migrations-HH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Schulanwesenheit</i> | | | | | | | | |
| 11-15 Jahre | 0.93 [0.90,0.97] | 0.28 (273) | 0.97* [0.95,0.99] | 0.20 (393) | 0.94 [0.90,0.98] | 0.22 (123) | 0.95 [0.89,1.01] | 0.21 (64) |
| 16-18 Jahre | 0.77 ⁺ [0.71,0.83] | 0.47 (245) | 0.72 [0.67,0.78] | 0.53 (281) | 0.85 [0.79,0.91] | 0.33 (138) | 0.89** [0.81,0.97] | 0.29 (60) |
| 18-25 Jahre | 0.43* [0.38,0.47] | 0.55 (518) | 0.32** [0.28,0.35] | 0.54 (855) | 0.50* [0.45,0.56] | 0.45 (430) | 0.42** [0.35,0.48] | 0.46 (267) |
| <i>Männlich</i> | | | | | | | | |
| 11-15 Jahre | 0.95 [0.92,0.99] | 0.24 (123) | 0.98 [0.96,1.00] | 0.17 (221) | 0.94 [0.88,1.00] | 0.22 (58) | 0.97 [0.91,1.03] | 0.17 (38) |
| 16-18 Jahre | 0.81 [0.73,0.88] | 0.44 (130) | 0.80 [0.73,0.86] | 0.48 (136) | 0.88 [0.81,0.96] | 0.30 (73) | 0.92* [0.82,1.03] | 0.25 (24) |
| 18-25 Jahre | 0.46 [0.40,0.53] | 0.55 (259) | 0.37* [0.32,0.42] | 0.57 (415) | 0.52 [0.45,0.59] | 0.45 (236) | 0.46 ⁺ [0.38,0.55] | 0.46 (140) |
| <i>Weiblich</i> | | | | | | | | |
| 11-15 Jahre | 0.92 [0.86,0.97] | 0.32 (150) | 0.96 [0.93,0.99] | 0.24 (172) | 0.94 [0.88,1.00] | 0.22 (65) | 0.92 [0.81,1.03] | 0.26 (26) |
| 16-18 Jahre | 0.73 [0.65,0.82] | 0.49 (115) | 0.66 [0.57,0.74] | 0.57 (145) | 0.82 [0.72,0.92] | 0.35 (65) | 0.87** [0.76,0.98] | 0.31 (36) |
| 18-25 Jahre | 0.39* [0.33,0.45] | 0.54 (259) | 0.26** [0.22,0.31] | 0.52 (440) | 0.49* [0.41,0.56] | 0.45 (194) | 0.37* [0.28,0.45] | 0.45 (127) |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. In eckigen Klammern Konfidenzintervalle und in runden Klammern die Größe der Subpopulation. Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet und nicht über Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)), weil in Einzelfällen nur eine einzelne Beobachtung pro Strata vorhanden ist und damit keine Varianz berechnet werden kann. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle A.2: Schulanwesenheit als potentielle abhängige binäre Variable auf Individualebene. Unterteilung in Altersklassen und Geschlecht. Unterscheidung in Nicht-Migrationshaushalte, **temporäre Migrationshaushalte** und deren Verteilung auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|-------------------------|-------------------------------------|----------------|--------------------------|----------------|------------------------|----------------|--------------------------|----------------|
| | (1) Nicht-MHH | | (2) Temp. MHH | | (3) Nicht-MHH | | (4) Temp. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| | | | | | | | | |
| <i>Schulanwesenheit</i> | | | | | | | | |
| 11-15 Jahre | 0.943 [0.916,0.971] | 0.264 (338) | 0.967 [0.946,0.987] | 0.213 (328) | 0.949 [0.914,0.984] | 0.203 (147) | 0.920 [0.833,1.008] | 0.254 (40) |
| 16-18 Jahre | 0.738** [0.684,0.791] | 0.495 (296) | 0.756 [0.695,0.817] | 0.508 (230) | 0.854 [0.797,0.911] | 0.320 (159) | 0.903** [0.811,0.994] | 0.280 (39) |
| 18-25 Jahre | 0.410* [0.369,0.451] | 0.547 (670) | 0.307** [0.269,0.345] | 0.537 (703) | 0.489 [0.441,0.537] | 0.451 (524) | 0.422** [0.343,0.500] | 0.459 (173) |
| <i>Männlich</i> | | | | | | | | |
| 11-15 Jahre | 0.959 [0.928,0.989] | 0.226 (165) | 0.979 [0.959,1.000] | 0.168 (179) | 0.967 [0.929,1.005] | 0.165 (72) | 0.906 [0.782,1.030] | 0.277 (24) |
| 16-18 Jahre | 0.79* [0.72,0.86] | 0.46 (150) | 0.82 [0.75,0.89] | 0.46 (116) | 0.89 [0.82,0.96] | 0.28 (78) | 0.89 [0.76,1.03] | 0.29 (19) |
| 18-25 Jahre | 0.436 ⁺ [0.381,0.492] | 0.555 (342) | 0.378 [0.323,0.432] | 0.567 (332) | 0.511 [0.447,0.574] | 0.448 (285) | 0.460 [0.351,0.569] | 0.461 (91) |
| <i>Weiblich</i> | | | | | | | | |
| 11-15 Jahre | 0.928 [0.884,0.973] | 0.296 (173) | 0.951 [0.916,0.986] | 0.259 (149) | 0.932 [0.874,0.989] | 0.233 (75) | 0.940 [0.825,1.055] | 0.218 (16) |
| 16-18 Jahre | 0.687* [0.608,0.766] | 0.524 (146) | 0.692 [0.599,0.785] | 0.544 (114) | 0.817 [0.730,0.905] | 0.350 (81) | 0.910** [0.790,1.031] | 0.267 (20) |
| 18-25 Jahre | 0.383 ⁺ [0.328,0.438] | 0.541 (328) | 0.243** [0.199,0.288] | 0.502 (371) | 0.463 [0.397,0.528] | 0.451 (239) | 0.379* [0.278,0.479] | 0.453 (82) |

⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. In eckigen Klammern Konfidenzintervalle und in runden Klammern die Größe der Subpopulation. Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und temporäre Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und temporären Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Individuen betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Individualgewichten der Stichprobe gewichtet und nicht über Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)), weil in Einzelfällen nur eine einzelne Beobachtung pro Strata vorhanden ist und damit keine Varianz berechnet werden kann. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle A.3: Vermögenswerte, Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Kategorien: Immobilien, Fernsehen, Haushalt, Kommunikation. Unterscheidung in Nicht-Migrationshaushalte, **Migrationshaushalte** und deren Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|------------------------|------|------------------------|------|------------------------|------|-------------------------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Migrations-HH | | Nicht-MHH | | Migrations-HH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 0.990** [0.98,1.00] | 0.09 | 0.986 [0.98,0.99] | 0.13 | 0.969 [0.96,0.98] | 0.15 | 0.962+ [0.94,0.99] | 0.18 |
| Landbesitz | 0.886** [0.87,0.91] | 0.30 | 0.890 [0.87,0.91] | 0.34 | 0.280* [0.25,0.31] | 0.39 | 0.340** [0.29,0.39] | 0.43 |
| Auto | 0.151* [0.13,0.17] | 0.33 | 0.283** [0.25,0.31] | 0.49 | 0.188** [0.17,0.21] | 0.34 | 0.294 [0.25,0.34] | 0.42 |
| Traktor | 0.029** [0.02,0.04] | 0.16 | 0.043+ [0.03,0.05] | 0.22 | 0.009 [0.00,0.02] | 0.08 | 0.005** [-0.00,0.01] | 0.06 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.422** [0.39,0.45] | 0.46 | 0.675** [0.64,0.70] | 0.51 | 0.718** [0.69,0.75] | 0.39 | 0.818** [0.78,0.86] | 0.35 |
| Mikrowelle | 0.164** [0.14,0.18] | 0.35 | 0.354** [0.32,0.38] | 0.52 | 0.378** [0.35,0.41] | 0.42 | 0.468** [0.42,0.52] | 0.46 |
| Gasanschluss | 0.021** [0.01,0.03] | 0.13 | 0.032+ [0.02,0.04] | 0.19 | 0.172** [0.15,0.19] | 0.32 | 0.260** [0.21,0.31] | 0.40 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.880** [0.86,0.90] | 0.30 | 0.966** [0.95,0.98] | 0.20 | 0.955** [0.94,0.97] | 0.18 | 0.987* [0.98,1.00] | 0.10 |
| Kabelfernsehen | 0.193** [0.17,0.21] | 0.37 | 0.292** [0.26,0.32] | 0.50 | 0.725** [0.70,0.75] | 0.38 | 0.825** [0.79,0.86] | 0.35 |
| Satellitenfernsehen | 0.112 [0.10,0.13] | 0.29 | 0.232** [0.21,0.26] | 0.46 | 0.116 [0.10,0.14] | 0.28 | 0.129** [0.09,0.16] | 0.31 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.749** [0.72,0.78] | 0.40 | 0.907** [0.89,0.93] | 0.32 | 0.908* [0.89,0.93] | 0.25 | 0.947* [0.92,0.97] | 0.21 |
| Computer | 0.044** [0.03,0.05] | 0.19 | 0.107** [0.09,0.13] | 0.34 | 0.225** [0.20,0.25] | 0.36 | 0.370** [0.32,0.42] | 0.44 |
| Mobiltelefon | 0.239** [0.22,0.26] | 0.40 | 0.610** [0.58,0.64] | 0.53 | 0.532** [0.50,0.56] | 0.43 | 0.802** [0.76,0.84] | 0.36 |
| Subpopulation | 1340 | | 1024 | | 1067 | | 378 | |
| Haushalte | 3728 | | 3728 | | 3782 | | 3672 | |
| Anteil Mig-HH | | | 0.36 | | | | 0.24 | |

+ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. In eckigen Klammern Konfidenzintervalle. Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Haushalten betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Haushaltsgewichten der Stichprobe gewichtet und über bis zu 38 Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)). In Einzelfällen sind in bis zu fünf Strata keine Beobachtungen vorhanden. Quelle: CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle A.4: Vermögenswerte, Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Kategorien: Immobilien, Fernsehen, Haushalt, Kommunikation. Unterscheidung in Nicht-Migrationshaushalte, **temporäre Migrationshaushalte** und deren Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|-----------------------------------|------|------------------------|------|-----------------------------------|------|-----------------------------------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Temp. MHH | | Nicht-MHH | | Temp. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 0.989** [0.98,1.00] | 0.10 | 0.987 [0.98,0.99] | 0.12 | 0.963** [0.95,0.98] | 0.16 | 0.991 [0.98,1.00] | 0.08 |
| Landbesitz | 0.885** [0.87,0.90] | 0.30 | 0.894 [0.87,0.92] | 0.34 | 0.280** [0.26,0.31] | 0.39 | 0.377** [0.31,0.44] | 0.45 |
| Auto | 0.169 ⁺ [0.15,0.19] | 0.35 | 0.264** [0.23,0.29] | 0.48 | 0.194** [0.17,0.22] | 0.34 | 0.333 ⁺ [0.27,0.39] | 0.43 |
| Traktor | 0.025** [0.02,0.03] | 0.15 | 0.053** [0.04,0.07] | 0.24 | 0.008 [0.00,0.01] | 0.08 | 0.004** [-0.00,0.01] | 0.06 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.446** [0.42,0.47] | 0.47 | 0.664** [0.63,0.70] | 0.52 | 0.722** [0.70,0.75] | 0.39 | 0.865** [0.82,0.91] | 0.32 |
| Mikrowelle | 0.187** [0.17,0.21] | 0.37 | 0.337** [0.30,0.37] | 0.52 | 0.385** [0.36,0.41] | 0.42 | 0.481** [0.41,0.55] | 0.46 |
| Gasanschluss | 0.024** [0.02,0.03] | 0.15 | 0.025 [0.01,0.04] | 0.17 | 0.184* [0.16,0.21] | 0.34 | 0.249** [0.19,0.31] | 0.40 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.886** [0.87,0.91] | 0.30 | 0.969** [0.96,0.98] | 0.19 | 0.958** [0.94,0.97] | 0.17 | 0.996** [0.99,1.00] | 0.06 |
| Kabelfernsehen | 0.199** [0.18,0.22] | 0.38 | 0.294** [0.26,0.32] | 0.50 | 0.740* [0.71,0.77] | 0.38 | 0.807** [0.75,0.86] | 0.36 |
| Satellitenfernsehen | 0.131 [0.11,0.15] | 0.32 | 0.208** [0.18,0.24] | 0.44 | 0.112 ⁺ [0.09,0.13] | 0.27 | 0.160 ⁺ [0.11,0.21] | 0.34 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.758** [0.73,0.78] | 0.40 | 0.914** [0.89,0.93] | 0.31 | 0.913 ⁺ [0.90,0.93] | 0.24 | 0.945 [0.91,0.98] | 0.21 |
| Computer | 0.056** [0.04,0.07] | 0.22 | 0.093** [0.07,0.11] | 0.32 | 0.239** [0.22,0.26] | 0.37 | 0.380** [0.32,0.44] | 0.45 |
| Mobiltelefon | 0.273** [0.25,0.30] | 0.42 | 0.601** [0.57,0.63] | 0.53 | 0.563** [0.53,0.59] | 0.43 | 0.808** [0.75,0.86] | 0.36 |
| Subpopulation | 1502 | | 864 | | 1220 | | 226 | |
| Haushalte | 3728 | | 3728 | | 3782 | | 3588 | |
| Anteil Mig-HH | | | 0.30 | | | | 0.14 | |

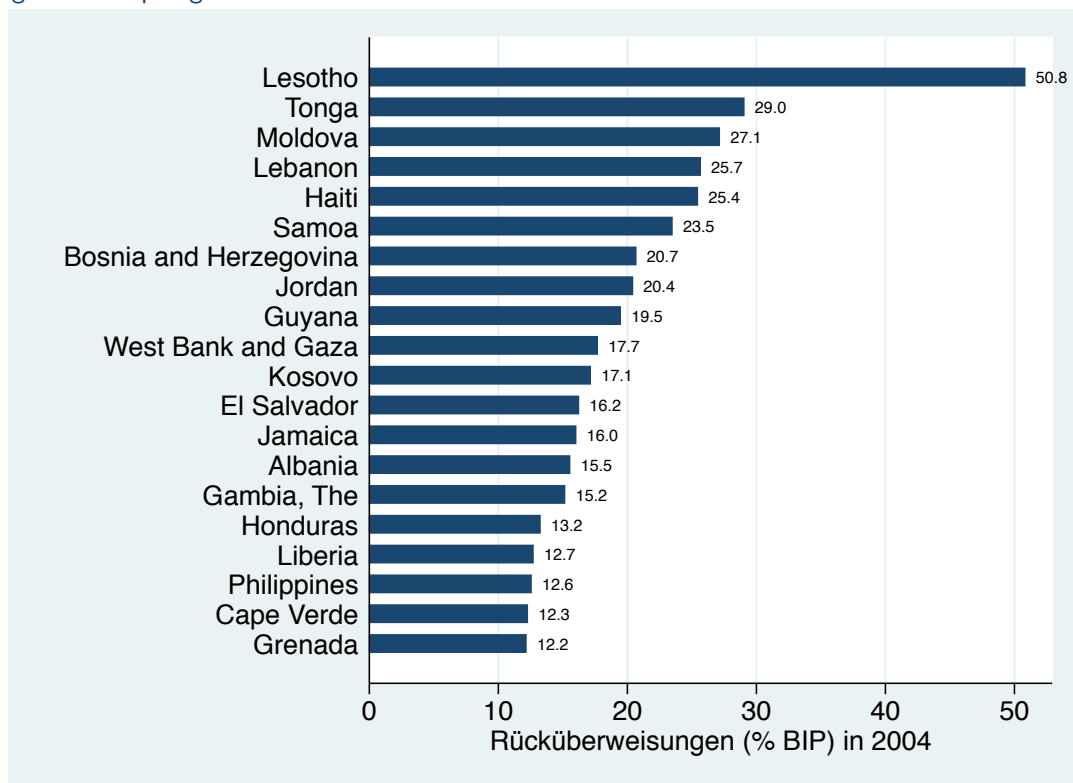
⁺ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. In eckigen Klammern Konfidenzintervalle. Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und temporären Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Haushalten betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Haushaltsgewichten der Stichprobe gewichtet und über bis zu 38 Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)). In Einzelfällen sind in bis zu fünf Strata keine Beobachtungen vorhanden. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Tabelle A.5: Vermögenswerte, Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Kategorien: Immobilien, Fernsehen, Haushalt, Kommunikation. Unterscheidung in Nicht-Migrationshaushalte, **permanente Migrationshaushalte** und deren Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene.

| | Rural | | | | Urban | | | |
|--------------------------|------------------------|------|------------------------|------|-----------------------|------|------------------------|------|
| | (1) | | (2) | | (3) | | (4) | |
| | Nicht-MHH | | Perm. MHH | | Nicht-MHH | | Perm. MHH | |
| | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| <i>Investitionsgüter</i> | | | | | | | | |
| Immobilie | 0.988** [0.98,0.99] | 0.11 | 0.991 [0.98,1.00] | 0.09 | 0.967 [0.96,0.98] | 0.16 | 0.967 [0.93,1.01] | 0.16 |
| Landbesitz | 0.888** [0.87,0.90] | 0.31 | 0.888 [0.84,0.94] | 0.31 | 0.288 [0.26,0.31] | 0.40 | 0.346** [0.27,0.42] | 0.41 |
| Auto | 0.201 [0.18,0.22] | 0.40 | 0.161 [0.11,0.21] | 0.36 | 0.215 [0.19,0.24] | 0.36 | 0.195 [0.13,0.26] | 0.34 |
| Traktor | 0.034** [0.03,0.04] | 0.18 | 0.032 [0.01,0.06] | 0.17 | 0.008 [0.00,0.01] | 0.08 | 0.005* [-0.00,0.01] | 0.06 |
| <i>Haushalt</i> | | | | | | | | |
| Waschmaschine | 0.504** [0.48,0.53] | 0.50 | 0.593* [0.52,0.67] | 0.48 | 0.743 [0.72,0.77] | 0.38 | 0.735** [0.66,0.81] | 0.38 |
| Mikrowelle | 0.231** [0.21,0.25] | 0.42 | 0.241 [0.18,0.30] | 0.42 | 0.397 [0.37,0.42] | 0.43 | 0.414** [0.33,0.50] | 0.43 |
| Gasanschluss | 0.023** [0.02,0.03] | 0.15 | 0.038 [0.01,0.07] | 0.19 | 0.199* [0.18,0.22] | 0.35 | 0.141** [0.09,0.19] | 0.30 |
| <i>Fernsehen</i> | | | | | | | | |
| Fernseher | 0.905** [0.89,0.92] | 0.29 | 0.971** [0.95,1.00] | 0.16 | 0.964 [0.95,0.98] | 0.16 | 0.953 [0.91,0.99] | 0.18 |
| Kabelfernsehen | 0.229** [0.21,0.25] | 0.42 | 0.219 [0.16,0.28] | 0.40 | 0.743 [0.72,0.77] | 0.38 | 0.802** [0.74,0.87] | 0.35 |
| Satellitenfernsehen | 0.150* [0.14,0.16] | 0.35 | 0.200+ [0.15,0.25] | 0.39 | 0.120 [0.10,0.14] | 0.28 | 0.111* [0.06,0.16] | 0.27 |
| <i>Kommunikation</i> | | | | | | | | |
| Telefon | 0.800** [0.78,0.82] | 0.40 | 0.857+ [0.80,0.91] | 0.34 | 0.920 [0.90,0.94] | 0.24 | 0.897 [0.84,0.95] | 0.26 |
| Computer | 0.064** [0.05,0.07] | 0.24 | 0.092 [0.05,0.14] | 0.28 | 0.267* [0.24,0.29] | 0.39 | 0.190* [0.13,0.25] | 0.34 |
| Mobiltelefon | 0.377** [0.36,0.40] | 0.48 | 0.321 [0.26,0.39] | 0.46 | 0.596 [0.57,0.62] | 0.43 | 0.602** [0.52,0.69] | 0.42 |
| Subpopulation | 2163 | | 203 | | 1299 | | 147 | |
| Haushalte | 3728 | | 3695 | | 3782 | | 3445 | |
| Anteil Mig-HH | | | 0.09 | | | | 0.10 | |

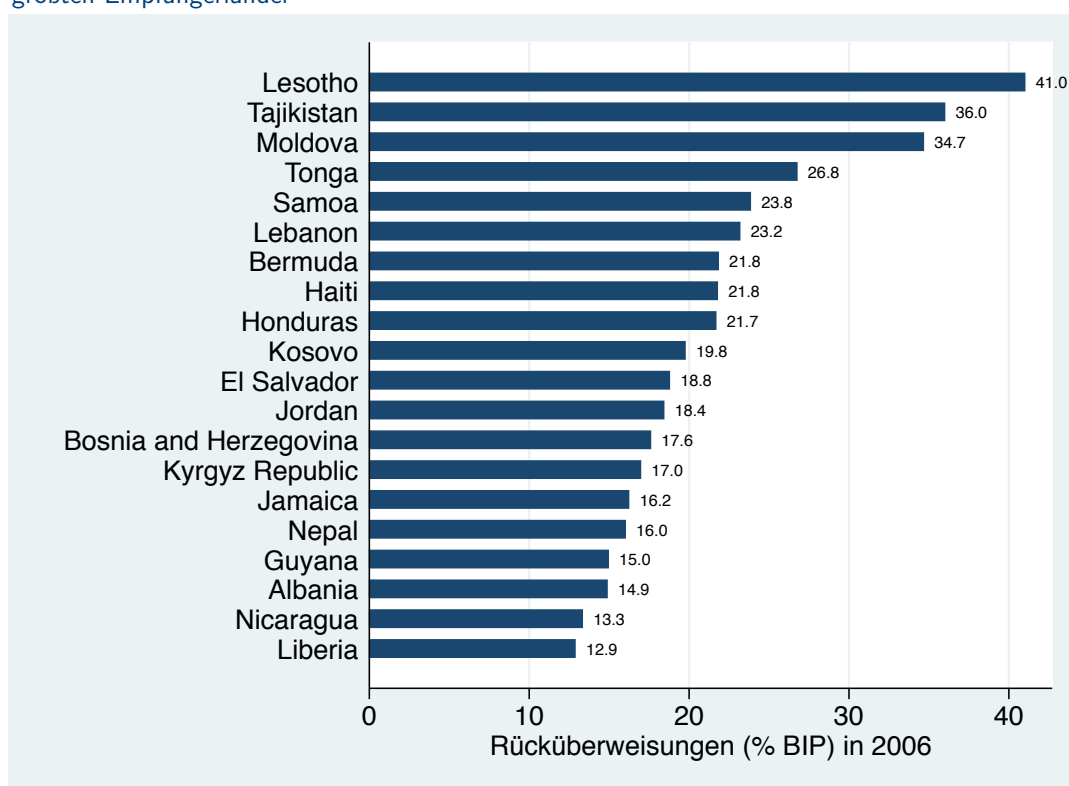
+ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$. In eckigen Klammern Konfidenzintervalle. Die Stichprobe wird in die zwei Untergruppen ländlicher Raum (Rural) und städtischer Raum (Urban) unterteilt. Innerhalb dieser Gruppen wird zwischen Nichtmigrations- und permanenten Migrationshaushalten unterschieden. Die P-Werte beziehen sich auf einen Test der Differenzen der Mittelwerte der aufgeführten Variablen. Es werden vier mögliche Kombinationen von Differenzen getestet. Jeweils auf ruraler (2) und urbaner (3) Ebene die Differenz zwischen Nichtmigrations- und permanenten Migrationshaushalten und zwischen ruraler und urbaner Ebene die Differenz zwischen den beiden Nichtmigrations- (1) und permanenten Migrationshaushalten (4) untereinander. Die Signifikanzniveaus der Gleichungen sind folgendermaßen zuzuordnen: In Gleichung (1): (1)-(3); in Gleichung (2): (1)-(2); in Gleichung (3): (3)-(4) und in Gleichung (4): (2)-(4). Es werden Eigenschaften von Haushalten betrachtet. Die Daten sind deshalb mit den Haushaltsgewichten der Stichprobe gewichtet und über bis zu 38 Distrikte (Judets) stratifiziert (vgl. Lücke et al. 2007, S. 9)). In Einzelfällen sind in bis zu fünf Strata keine Beobachtungen vorhanden. *Quelle:* CBSAXA 2008, Tabelle eigene Darstellung.

Abbildung A.3: Entwicklung weltweiter relativer Rücküberweisungen 2004 (% BIP) – die 20 größten Empfängerländer



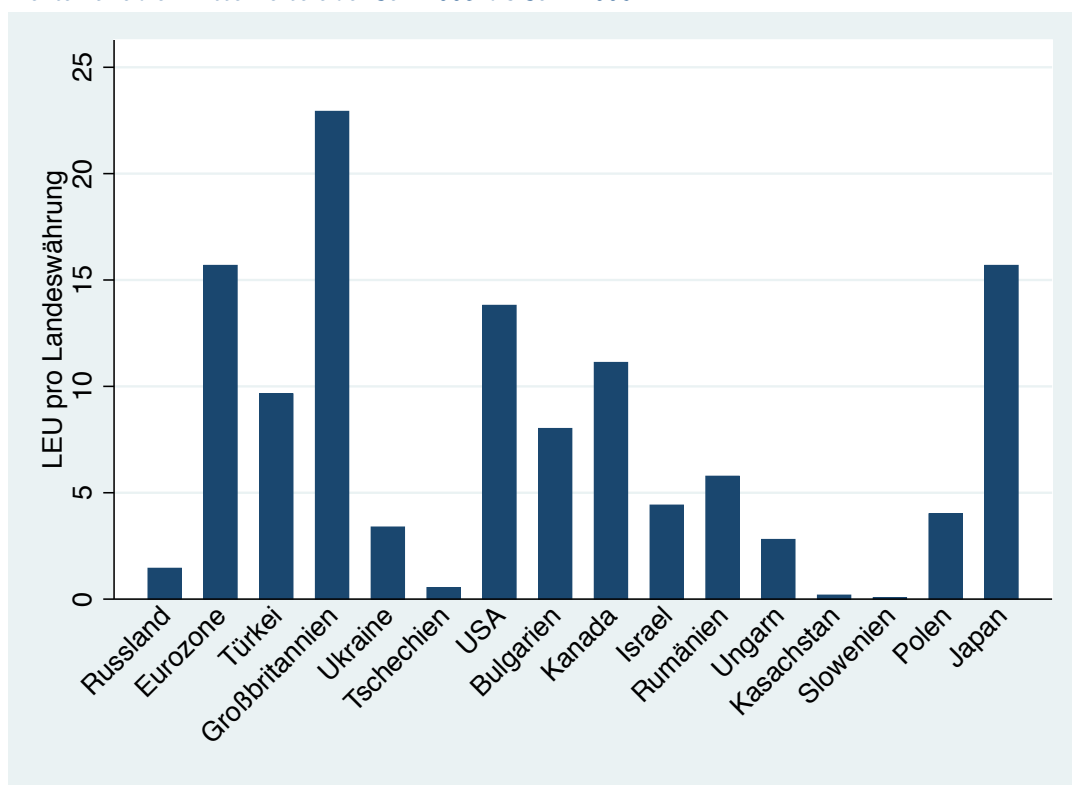
Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

Abbildung A.4: Entwicklung weltweiter relativer Rücküberweisungen 2006 (% BIP) – die 20 größten Empfängerländer



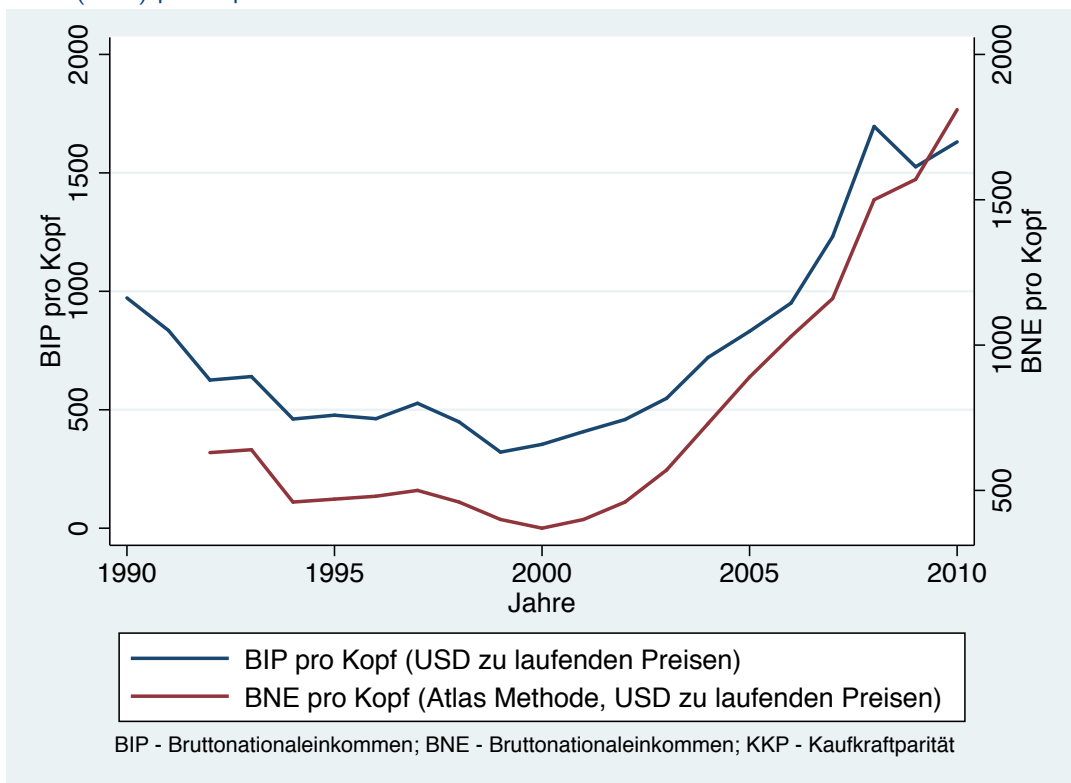
Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

Abbildung A.5: Wechselkurse der Emigrationsländer moldawischer Migranten 2006 als Instrumentalvariable. Mittelwerte über Juli 2005 bis Juni 2006



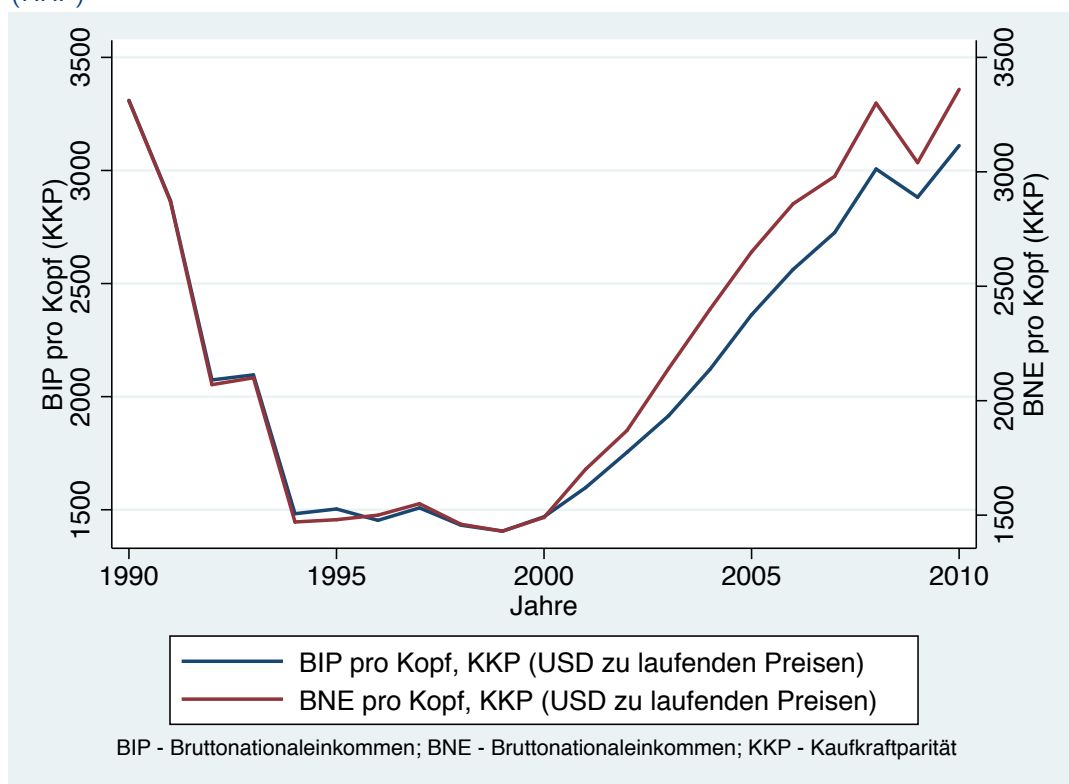
Quelle: Thompson Reuters Datastream, CBS-AXA 2006, Abbildung eigene Darstellung

Abbildung A.6: Entwicklung des Bruttoinlandsproduktes (BIP) und des Bruttonationaleinkommens (BNE) pro Kopf in Moldawien zu laufenden Preisen in US-Dollar



Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

Abbildung A.7: Entwicklung des Bruttoinlandsproduktes (BIP) und des Bruttonationaleinkommens (BNE) pro Kopf in Moldawien zu laufenden Preisen (US-Dollar) in Kaufkraftparitäten (KKP)



Quelle: Azevedo (2011), Abbildung eigene Darstellung

Tabellenverzeichnis

| | | |
|------|---|-----|
| 3.1 | Vermögenswerte , Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Unterscheidung in Nichtmigrations- und Migrationshaushalte | 101 |
| 3.2 | Vermögenswerte , Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Unterscheidung in Nichtmigrations- und temporäre Migrationshaushalte . . | 102 |
| 3.3 | Vermögenswerte , Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Unterscheidung in Nichtmigrations- und permanente Migrationshaushalte . . | 103 |
| 3.4 | Eigenschaften der Haushalte . Kategorisierung in Haushaltsvorstand, Demographie und räumliche Lokalisierung. Unterscheidung in Nichtmigrations- und Migrationshaushalte . Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 104 |
| 3.5 | Eigenschaften der Haushalte . Kategorisierung in Haushaltsvorstand, Demographie und räumliche Lokalisierung. Unterscheidung in Nichtmigrations- und temporäre Migrationshaushalte . Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 105 |
| 3.6 | Eigenschaften der Haushalte . Kategorisierung in Haushaltsvorstand, Demographie und räumliche Lokalisierung. Unterscheidung in Nichtmigrations- und permanente Migrationshaushalte . Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 106 |
| 3.7 | Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie . Unterscheidung in Nichtmigrations- und Migrationshaushalte . Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 107 |
| 3.8 | Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Vermögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable . Unterscheidung in Nichtmigrations- und Migrationshaushalte . Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 108 |
| 3.9 | Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie . Unterscheidung in Nichtmigrations- und temporäre Migrationshaushalte . Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 109 |
| 3.10 | Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Vermögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable . Unterscheidung in Nichtmigrations- und temporäre Migrationshaushalte . Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 110 |

| | | |
|------|--|-----|
| 3.11 | Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie. Unterscheidung in Nichtmigrations- und permanente Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 111 |
| 3.12 | Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Vermögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable. Unterscheidung in Nichtmigrations- und permanente Migrationshaushalte. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 112 |
| 3.13 | 2SLS, Hauptregression mit Distriktkontrollen, Individualcharakteristika Frauen, Demographie | 113 |
| 3.14 | 2SLS, Fortsetzung Hauptregression mit Distriktkontrollen, Eigenschaften Haushaltsvorstand, Distriktkontrollen und Instrumentalvariablen . . . | 114 |
| 3.15 | 2SLS, Hilfsregression Migrationsentscheidung mit Distriktkontrollen, Individualcharakteristika Frauen, Demographie | 115 |
| 3.16 | 2SLS, Fortsetzung Hilfsregression Migrationsentscheidung mit Distriktkontrollen, Eigenschaften Haushaltsvorstand, Distriktkontrollen und Instrumentalvariablen | 116 |
| 3.17 | 2SLS, Hilfsregression Proxyvariable Remissen mit Distriktkontrollen, Individualcharakteristika Frauen, Demographie | 117 |
| 3.18 | 2SLS, Fortsetzung Hilfsregression Proxyvariable Remissen mit Distriktkontrollen, Eigenschaften Haushaltsvorstand, Distriktkontrollen und Instrumentalvariablen | 118 |
| 3.19 | 2SLS, Hauptregression ohne Distriktkontrollen, Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. | 119 |
| 3.20 | 2SLS, Hilfsregression Migrationsentscheidung ohne Distriktkontrollen. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Eigenschaften Haushaltsvorstand und Instrumentalvariablen. | 120 |
| 3.21 | 2SLS, Hilfsregression Proxyvariable Remissen ohne Distriktkontrollen. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Eigenschaften Haushaltsvorstand und Instrumentalvariablen. | 121 |
| 3.22 | Vergleich Migrationshaushalte mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 122 |
| 3.23 | Vergleich Migrationshaushalte mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Vermögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 123 |
| 3.24 | Vergleich temporärer Migrationshaushalte mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Eigenschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie. Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 124 |

| | | |
|------|---|-----|
| 3.25 | Vergleich temporärer Migrationshaushalte mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Ver-mögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable . Kon-trastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 125 |
| 3.26 | Vergleich permanenter Migrationshaushalte mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Ei-genschaften Haushaltsvorstand, Individualcharakteristika Frauen, Demographie . Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 126 |
| 3.27 | Vergleich permanenter Migrationshaushalte mit und ohne Rücküberweisungen. Charakteristika von Frauen im Alter von 20 bis 60 Jahren. Ver-mögenswerte, Distriktkontrollen und Instrumentalvariable . Kon-trastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | 127 |
| 3.28 | Hauptregression ohne Remissen und ohne Distriktkontrollen auf <i>ru-raler</i> Ebene. Überidentifikation durch künstliche Instrumente. Betrachtung Migrationshaushalte . Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: 2SLS, LIML, Fuller, GMM, CUE | 128 |
| 3.29 | Hilfsregression ohne Remissen und ohne Distriktkontrollen auf <i>rura-ler</i> Ebene. Überidentifikation durch künstliche Instrumente. Betrachtung Migrationshaushalte . Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: 2SLS, LIML, Fuller, GMM, CUE | 129 |
| 3.30 | Hauptregression mit Remissen und ohne Distriktkontrollen auf <i>rura-ler</i> Ebene. Überidentifikation durch künstliche Instrumente. Betrachtung Migrationshaushalte . Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: 2SLS, LIML, Fuller, GMM, CUE | 130 |
| 3.31 | Hilfsregression mit Remissen und ohne Distriktkontrollen auf <i>rura-ler</i> Ebene. Überidentifikation durch künstliche Instrumente. Betrachtung Migrationshaushalte . Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: 2SLS, LIML, Fuller, GMM, CUE | 131 |
| 3.32 | IVTREATREG ohne Remissen und ohne Distriktkontrollen auf <i>rura-ler</i> Ebene. Betrachtung gesammelter Migrationshaushalte. Individualcha-rakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: CF-OLS, Probit-OLS, Direct-2SLS, Probit-2SLS, Heckit | 132 |
| 3.33 | IVTREATREG mit Remissen und ohne Distriktkontrollen auf <i>ruraler</i> Ebene. Betrachtung gesammelter Migrationshaushalte. Individualcharak-teristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Geschätzte Modelle: CF-OLS, Probit-OLS, Direct-2SLS, Probit-2SLS, Heckit | 133 |

| | | |
|------|--|------|
| 3.34 | 3SLS mit zwei Instrumenten und ohne Distriktkontrollen. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Unterscheidung zwischen gesammelten, temporären und permanenten Migrationshaushalten. Kontrastierung auf ruraler und urbaner Ebene. | 134 |
| 3.35 | 3SLS mit einem Instrument und ohne Distriktkontrollen auf <i>ruraler</i> Ebene. Individualcharakteristika Frauen, Demographie, Haushaltsvorstand. Unterscheidung zwischen gesammelten und temporären Migrationshaushalten. | 135 |
| A.1 | Schulanwesenheit zwischen Nichtmigrations- und Migrationshaushalten auf ruraler und urbaner Ebene. | xii |
| A.2 | Schulanwesenheit zwischen Nichtmigrations- und temporären Migrationshaushalten auf ruraler und urbaner Ebene. | xiii |
| A.3 | Vermögenswerte , Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Kategorien: Immobilien, Fernsehen, Haushalt, Kommunikation. Unterscheidung in Nicht-Migrationshaushalte, Migrationshaushalte und deren Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | xiv |
| A.4 | Vermögenswerte , Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Kategorien: Immobilien, Fernsehen, Haushalt, Kommunikation. Unterscheidung in Nicht-Migrationshaushalte, temporäre Migrationshaushalte und deren Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | xv |
| A.5 | Vermögenswerte , Investitionsgüter und langlebige Konsumgüter. Kategorien: Immobilien, Fernsehen, Haushalt, Kommunikation. Unterscheidung in Nicht-Migrationshaushalte, permanente Migrationshaushalte und deren Kontrastierung jeweils auf ruraler und urbaner Ebene. | xvi |

Abbildungsverzeichnis

| | | |
|------|---|----|
| 2.1 | Beispiel Pfaddiagramm Einfachregression mit unkorreliertem Regressor . . | 43 |
| 2.2 | Pfaddiagramm Einfachregression mit korreliertem Regressor | 43 |
| 2.3 | Pfaddiagramm Einfachregression mit korreliertem Regressor und Instru- mentalvariable | 44 |
| 2.4 | Beispiel für ein komplexes gerichtetes Pfaddiagramm und möglichen Ab- hängigkeiten, die sowohl beobachtbar als auch unbeobachtbar sind | 44 |
| 2.5 | Beispiel für ein komplexes gerichtetes Pfaddiagramm und Identifikation mit zwei Instrumentalvariablen. | 44 |
| 3.1 | Zeitreihen täglicher Wechselkurse moldauischer Leu pro Fremdwährung . | 71 |
| 3.2 | Zeitreihen täglicher Wechselkurse moldauischer Leu pro russischer Rubel . | 72 |
| 3.3 | Wechselkurse der Emigrationsländer moldawischer Migranten 2008 als In- strumentalvariable | 74 |
| 3.4 | Entwicklung weltweiter relativer Rücküberweisungen 2008 (% BIP) – die 20 größten Empfängerländer | 76 |
| 3.5 | Entwicklung weltweiter relativer Rücküberweisungen 2010 (% BIP) – die 20 größten Empfängerländer | 77 |
| 3.6 | Zeitreihe Entwicklung relativer, absoluter Rücküberweisungen und der rela- tiven Direktinvestitionen in Moldawien von 1995 bis 2010 | 78 |
| 3.7 | Entwicklung relativer Rücküberweisungen in Moldawien von 1995 bis 2010 | 79 |
| 3.8 | Zeitreihe relativer Anteile ruraler und urbaner Bevölkerung (in % der Gesamtbevölkerung) von 1989 bis 2011 | 82 |
| 3.9 | Entwicklung des Bruttonationaleinkommens (BNE) in Moldawien zu lau- fenden Preisen in internationalen Dollars und die relative Änderung (in %) | 83 |
| 3.10 | Entwicklung des Bruttoinlandsproduktes (BIP) und des Bruttonationalein- kommens (BNE) pro Kopf in Moldawien zu konstanten Preisen in US-Dollar (Basisjahr 2000) | 84 |
| 3.11 | Entwicklung des Bruttoinlandsproduktes (BIP) und des Bruttonationalein- kommens (BNE) pro Kopf in Moldawien zu konstanten Preisen in LEU . | 85 |
| 3.12 | Zeitreihe Gini-Index für Moldawien | 86 |
| 3.13 | Zeitreihe der Anzahl der Arbeitsmigranten pro Jahr, pro Quartal und saisonale Schwankungen (in tausend) | 89 |

| | | |
|------|--|-------|
| 3.14 | Relative Anteile der Migranten aufgeteilt nach Zielländern über die Zeit von 2006 bis 2011 | 90 |
| 3.15 | Gerichtetes Pfaddiagramm und Identifikation mit zwei Instrumentalvariablen. | 94 |
| A.1 | Geographie der Administration der Republik Moldau mit Regierungsbezirken | x |
| A.2 | Geographie der Administration der Republik Moldau mit Entwicklungsregionen und Regierungsbezirken | xi |
| A.3 | Entwicklung weltweiter relativer Rücküberweisungen 2004 (% BIP) – die 20 größten Empfängerländer | xvii |
| A.4 | Entwicklung weltweiter relativer Rücküberweisungen 2006 (% BIP) – die 20 größten Empfängerländer | xviii |
| A.5 | Wechselkurse der Emigrationsländer moldawischer Migranten 2006 als Instrumentalvariable | xix |
| A.6 | Entwicklung des Bruttoinlandsproduktes (BIP) und des Bruttonationaleinkommens (BNE) pro Kopf in Moldawien zu laufenden Preisen in US-Dollar | xx |
| A.7 | Entwicklung des Bruttoinlandsproduktes (BIP) und des Bruttonationaleinkommens (BNE) pro Kopf in Moldawien zu laufenden Preisen (US-Dollar) in Kaufkraftparitäten (KKP) | xxi |

Autoren- und Stichwortverzeichnis

- Agarwal, Reena, 74, 141
Aigner, Dennis J., 47, 141
Alberto, Abadie, 65, 141
Alcaraz, Carlo, 66, 69, 70, 138, 141
Aldrich, John, 40, 141
Anderson, T.W., 57, 141
Anderson, T. W., 57, 141
Andrein, x, xi, 141, 142
Angrist, Joshua D., 30, 35, 36, 39, 41, 45, 51, 58, 62, 63, 65, 142, 151
Anzoategui, Diego, 70, 73, 142
Armstrong, B., 146
Assaad, Ragui, 93, 96, 98, 143
Azevedo, Joao Pedro, xvii, xviii, xx, xxi, 76–79, 83–86, 142

Baiocchi, Giovanni, 139, 142
Baltagi, Badi H., 46, 51, 55, 63, 64, 142
Bardsley, Nicholas, 6, 142
Baum, Christopher F., 96, 98, 138, 143
Best, Henning, 52, 158
Binzel, Christine, 93, 96, 98, 143
Birkner, Matthias, vi, vii, 143
Biroul Național de Statistică al Republicii Moldova, 82, 87, 89, 90, 143
Blundell, Richard, 42, 143
Bochmann, Klaus, 75, 77–83, 87, 88, 91, 143
Bonell, C., 146
Borodak, Daniela, 91, 143
Bortz, Jürgen, 27, 52, 143, 144
Bound, John, 50, 144
Bouton, Lawrence, 83, 144

Bradlow, Eric, 14, 38, 144
Brito, Carlos, 43, 144
Brown, Charles, 144
Bullock, John G., 15, 16, 144
Bunge, Mario, 9, 144
Büchter, Andreas, iv, vi–ix, 144

Cameron, A. Colin, vii, 27, 30, 38, 41, 46, 51, 66, 72, 144
Campbell, Donald T., 13, 157
Carroll, Raymond J., 49, 144
Carter, R. L., 40, 145
Cartwright, Nancy, 4, 11, 145
CBS-AXA Consultancy, 88, 145
CBS-AXA, Consultancy, 87, 145
Cerulli, Giovanni, 100, 145
Chalak, Karim, 47, 48, 145
Chambers, R. L., 33, 145
Chao, John, 52, 53, 145, 149
Chen, Xiaohong, 153
Chernozhukov, Victor, 60–62, 145
Chiburis, Richard C., 64, 65, 145
Chiquiar, Daniel, 141
Collins, John, 6, 11, 146
Connell, Arin M., 13, 146
Cousens, S., 12, 146
Cox, D.R., 9, 10, 146
Crainiceanu, Ciprian M., 144
Cubitt, Robin, 142
Cuc, Milan, 80, 146
Czado, Claudia, vi, vii, 49, 146

D’Orazio, Marcello, 26, 147

- Dallal, Jerry, 4, 146
Das, Jishnu, 145
DasGupta, Anirban, 37, 146
Davidson, Russell, 42, 49, 51, 53–59, 146
Deaton, Angus, 39, 147
Deaton, Angus S., 5, 147
Deiser, Oliver, 11, 147
Demirgüç-Kunt, Asli, 142
De Haas, Hein, 68, 146
Dias, Monica Costa, 42, 43, 45, 143, 147
Didelez, Vanessa, 44, 147
DiNardo, John, 12, 13, 16, 18, 20, 21, 41, 147
Dong, Yingying, 65, 138, 143, 147
Dudenverlag, 10, 147
Dumbrava, Vasile, 143
Durbin, J., 40, 147

Earman, John, 6, 147

Fahrmeir, Ludwig, 49, 148
Fanelli, Daniele, 138, 148
Flores-Lagunes, Alfonso, 46, 57, 58, 148
Fodor, Jerry A., 6, 148
Franz, Wolfgang, 69, 148
Frisch, Ragnar, 40, 148
Frölich, Markus, viii, 148
Fuller, Wayne A., 40, 57, 58, 145, 148

Gagne, Joshua J., 153
Geary, R. C., 39, 40, 148
Gelman, A., 39, 148
Glynn, Robert J., 153
Green, Donald P., 144
Greene, William H., 49, 51, 58, 149
Griffiths, William E., 150
Grootendorst, P., 151
Guggenberger, Patrik, 57, 149
Gustafson, P., 151

Ha, Shang E., 144
Haavelmo, Trygve, 18, 149
Hahn, Jinyong, 51, 149

Hall, Ned, 146
Hall, Peter, ii, 46, 149
Hansen, Christian, 60–62, 145
Hansen, Lars Peter, 59, 149
Hargreaves, J., 146
Hausman, Jerry, 51, 149
Hausman, Jerry A., 58, 59, 149
Hayes, R., 146
Heaton, John, 149
Heckman, James, 29, 149
Heckman, James J., 5, 16, 45, 48, 49, 149, 150
Hendry, David F., 40, 150
Henn, Hans-Wolfgang, iv, vi–ix, 144
Hill, R. Carter, 24, 150
Holland, Paul W., 19, 150
Hong, Han, 153
Horowitz, Andrew W., 74, 141
Horowitz, Joel L., ii, 30, 46, 60, 62, 63, 149, 150
Horvitz, D. G., 27, 150
Hsiao, Cheng, 141
Hujer, Reinhard, 5, 19, 20, 26, 27, 45, 150
Hume, David, 10, 150
Huybrechts, Krista F., 153

Imai, Kosuke, 39, 64, 151
Imbens, Guido W., 5, 13, 41, 45, 62, 65, 142, 151
IMF, International Monetary Fund, 70, 151
Instrumentalvariable, 38

Jo, Booil, 64, 151
Joffe, Marshall M., 153
Johnston, K. M., 41, 151

Kang, Joseph D. Y., 34, 151
Kapteyn, Arie, 141
Karagas, Margaret R., 144
Keane, Michael P., 17, 151
Keele, Luke, 151
Keiding, Niels, 147

- King, Charles, 80, 151
Kirkwood, B. R., 146
Kleibergen, Frank, 98, 152
Klein, Tobias J., 48, 62, 152
Kneib, Thomas, 148
Kolmogorov, Andrej N., iv, 152
Kreiner, Svend, 147
Krieger, Abba M., 154
Künstler, Rita, 148
- Lücke, Matthias, xii–xvi, 74, 91, 101–106, 152
Laan, Mark J. van der, 17, 47, 138, 152
Lang, Stefan, 148
Lavy, Victor, 63, 142
Lee, David S., 12, 13, 16, 18, 20, 21, 41, 147, 152
Lehtonen, Risto, 30, 152
Lemieux, Thomas, 13, 152
Levy, A. R., 151
Levy, Jean-Michel, ii, 152
Lewbel, Arthur, 138, 143, 147
Lewis, David, 11, 152
Li, Qi, 63, 64, 142, 149, 152
Lim, Guay C., 150
Lokshin, Michael, 145
Loomes, Graham, 142
Lu, Zudi, 158
Lucas, Robert E. B., 74, 152
Luecke, Matthias, 87, 88, 91, 92, 152
Lundback, Erik, 146
- Müller, Dietmar, 143
MacKinnon, James G., 42, 49, 51, 53–59, 146
MaCurdy, Thomas, 26, 61, 153
Mahmoud, Toman Omar, 152
Mariano, Roberto, 38, 153
Marshall, Alfred, 6, 153
Martinez Peria, Maria S., 142
Mathiowetz, Nancy, 144
McClellan, Mark, 40, 153
- McCullough, B.D., 140, 153
Menzies, Peter, 10, 153
Moffatt, Peter, 142
Morgan, Mary S., 40, 150
Morgan, Stephen L., 43, 45, 153
Mott, Peter, 6, 153
Myers, Jessica A., 50, 153
- Navarro-Lozano, Salvador, 29, 149
Newey, Whitney K., 58, 149, 153
Newhouse, Joseph P., 40, 153
- Opp, Karl-Dieter, 9, 10, 154
Oreopoulos, Philip, 139, 154
- Paap, Richard, 98, 152
Pagan, Adrian, ii, 154
Paul, L. A., 146
Paul, Saumik, 144
Pearl, Judea, 16–19, 26, 27, 29, 30, 36, 37, 44, 49, 154
Pfeffermann, Danny, 21–23, 25, 30–34, 154
Pigeot, Iris, 148
Pinger, Pia, 152
Piracha, Matloob, 71, 73, 74, 155
Pischke, Jorn-Steffen, 30, 35, 36, 39, 51, 58, 142
Poppe, Robert, 94, 155
Pospiech, Matthias, 3, 155
Protsyk, Oleh, 80, 155
Pöge, Andreas, 56, 155
- Racine, Jeff, 149
Racine, Jeffrey S., 30, 155
Rassen, Jeremy A., 153
Reiersøl, Olav, 39, 40, 155
Reinecke, Jost, 56, 155
Reinhardt, Victoria, 143
Reiss, Julian, 10, 38, 155
Rinott, Yosef, 154
Roberts, John, 147
Rodriguez, Edgard R., 73, 155
Rose, Sherri, 17, 47, 138, 152

- Rosenbaum, Paul R., 19, 26, 29, 155
Rothman, Kenneth J., 153
Rubin, Donald B., 13, 19, 26, 29, 142, 151, 155, 156
Rubin, Herman, 57, 141
Ruggiero, Edgardo, 146
Ruppert, David, 144

Salcedo, Alejandrina, 141
Saraogi, Amrita, 71, 73, 74, 155
Scanu, Mauro, 147
Schafer, Joseph L., 34, 151
Schaffer, Mark E., 143
Schiffer, Stephen, 6, 156
Schmidt, Klaus D., iv, v, 156
Schmidt, Thorsten, vi, vii, 49, 146
Schneeweiss, Sebastian, 153
Schneider, Christina, vi, vii, 156
Schuermann, Til, 153
Schuster, Christof, 143, 144
Schuster, Tibor, 20, 156
Scott, Alastair, 26, 156
Shikano, Susumu, 37, 156
Sims, Christopher A., 5, 156
Skinner, C. J., 21, 23, 31, 33, 145, 156
Smith, Robert B., 9, 10, 14, 16, 26, 156
Smith, Sheldon, 147
Staiger, Douglas, 51, 58, 156, 157
Stander, Julian, 158
Stark, Oded, 74, 152
Starmer, Chris, 142
Steinmayr, Andreas, 152
Stengos, Thanasis, 63, 152
Stillman, Steven, 143
Stock, James H., 40, 51, 53, 58, 156, 157
Sugden, Robert, 142
Sverchkov, Michail, 21–23, 25, 31–33, 154
Swanson, Norman, 149
Swanson, Norman R., 52, 53, 145

Theil, H., 55, 158
Thistlethwaite, Donald L., 13, 157

Thomas, J., 146
Thompson, D. J., 27, 150
Tichit Miniscoux, Ariane, 91, 143
Tingley, Dustin, 151
Tiongson, Erwin R., 144
Tosteson, Tor D., 144
Trebbi, Francesco, 40, 157
Trivedi, Pravin K., vii, 27, 30, 38, 41, 46, 51, 66, 72, 144

Ullah, Aman, ii, 63, 152, 154
United Nations, 35, 157
Urzúa, Sergio, 5, 45, 150

Vaaler, Paul M., 70, 157
Vaart, A. W. van der, iii, 157
Veijanen, Ari, 30, 152
Vinokur, Amiram D., 64, 151
Vytlacil, Edward, 48, 150

Wansbeek, Tom, 141
Wasserman, Larry, 37, 157
Weeks, Melvyn J., 153
Weisberg, Herbert I., 14–16, 36, 157
Wengenroth, Jochen, viii, 157
Wermuth, Nanny, 9, 10, 146
Wikipedia, 27, 31, 157, 158
Wilcox, Rand R., 36, 158
Wild, Chris, 26, 156
Windmeijer, Frank, 58, 153
Winker, Peter, 35, 36, 158
Winship, Christopher, 43, 45, 153
Wolf, Christof, 52, 158
Wooldridge, Jeffrey M., 55, 56, 64, 66, 67, 158
Woutersen, Tiemen, 149
Wright, Philip G., 39, 158

Yamamoto, Teppei, 151
Yang, Tao, 143
Yang, Thomas Tao, 147
Yaron, Amir, 149
Yogo, Motohiro, 53, 157

Yu, Keming, [60](#), [158](#)

Zellner, Arnold, [53](#), [55](#), [158](#)

Zio, Marco Di, [147](#)

Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

| | |
|------------|---|
| 2SLS | Two Stage Least Squares |
| 3SLS | Three-Stage Least Squares |
| ATE | Average Treatment Effects |
| ATT | Average Treatment Effect on the Treated |
| CIA | Conditional Independence Assumption |
| CUE | Continuously Updated Estimator (GMM) |
| DGP | Datengenerierender Prozess |
| DiD | Difference-in-Difference |
| FGMM | Feasible efficient GMM |
| FIML | Full Information Maximum Likelihood |
| GLS | Generalized Least Squares |
| GMM | General Method of Moments |
| i.i.d. | independent and identically distributed |
| ITT | Intent to treat analysis |
| IV | Instrumentalvariable |
| KI | Konfidenzintervall |
| KQ-Methode | Kleinste-Quadrate-Methode, Methode der kleinsten Quadrate |
| LAD | Least Absolute Deviation |
| LATE | Local Average Treatment Effects |
| LFS | Labor Force Survey |
| LGS | Lineares Gleichungssystem |

| | |
|----------------|--|
| LIML | Local Information Maximum Likelihood |
| LIV | Lokale Instrumentalvariablen |
| LR | Likelihood Ratio |
| MHH | Migrationshaushalt |
| MIP | Missing Information Principle |
| ML | Maximum Likelihood |
| MM | Momentenmethode |
| MSE | Mean-Squared-Error oder Mittlere Quadratische Fehler |
| MTE | Marginal Treatment Effects |
| Nicht-MHH | Nicht-Migrationshaushalt |
| OLS | Ordinary Least Squares |
| Perm. MHH | Permanenter Migrationshaushalt |
| PS | Propensity Score(s) |
| QMLE | <i>Quasi-Maximum-Likelihood Estimator</i> |
| QTE | Quantile Treatment Effects |
| RD | Regression Discontinuity |
| SD | Standardabweichung |
| SEM | Structural Equation Modeling |
| SUR | Seemingly Unrelated Regression Model |
| SUTVA | Stable Unit Treatment Value Assumption |
| Temp. MHH | Temporärer Migrationshaushalt |
| TSLS | Two Stage Least Squares |
| u.i.v | unabhängig und identisch verteilt |
| WLS | Weighted Least Squares |
| ZV | Zufallsvariable |

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit versichere ich, Fabrice Ortner, dass ich vorliegende Diplomarbeit zu dem Thema *Identifikation von kausalen Ketten mittels gestufter Instrumentalvariablen – Am Beispiel von internationaler Migration und Rücküberweisungen* selbständig verfasst, keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt und alle wörtlich und sinngemäß übernommenen Textstellen als solche kenntlich gemacht habe. Dies gilt auch für die in der Arbeit enthaltenen Zeichnungen, Skizzen, graphischen Darstellungen und Tabellen.

Mannheim, den 29. August 2012, Fabrice Ortner